

Para citar este artículo: Durán Tellez, A., & Panchi-Vanegas, G. A. (2026). El impacto ambiental del uso de la inteligencia artificial y su repercusión a través de los Objetivos de Desarrollo Sostenible. *Anuario Electrónico de Estudios en Comunicación Social "Disertaciones"*, 19(2). <https://doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/disertaciones/a.16231>

EL IMPACTO AMBIENTAL DEL USO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y SU REPERCUSIÓN A TRAVÉS DE LOS OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE

The Environmental Impact of the use of Artificial Intelligence and its Implications for the Sustainable Development Goals

O impacto ambiental da utilização da inteligência artificial e as suas repercussões no âmbito dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável

Angelica Durán Téllez, *Universidad Autónoma del Estado de México (México)*

angelica.durhan@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0009-2122-9537>

Gerardo Antonio Panchi-Vanegas, *Universidad Autónoma del Estado de México (México)*

gerardpanchi@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0003-3215-7531>

Recibido: 22 de enero de 2026

Aprobado: 20 de abril de 2026

Fecha de prepublicación: 28 de mayo de 2026



RESUMEN

En el presente artículo, mediante un estudio documental exploratorio, se identifican y se analizan algunas implicaciones ambientales de la inteligencia artificial (IA) y sus posibles repercusiones a través de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS). Se sostiene que la infraestructura física que soporta la IA, el uso intensivo de poder computacional requerido por el aprendizaje automático (*machine learning*, ML) y los procesos de entrenamiento de modelos complejos demandan recursos energéticos para su desarrollo, operación y mantenimiento y tienen consecuencias directas en el medio ambiente. Inicialmente, se explora la IA y sus posibles impactos ambientales, junto con la pertinencia de analizarlos desde la perspectiva de los ODS. A continuación, se abordan los fundamentos, funcionamientos, usos, procesos de entrenamiento y requerimientos energéticos de la IA, con el fin de comprender las implicaciones medioambientales derivadas de su desarrollo y aplicación. Luego, se exponen impactos específicos relacionados con el consumo energético, la huella de carbono, la huella territorial de los centros de datos, el consumo de agua y el uso de recursos materiales. Por último, se valoran las repercusiones ambientales de la IA desde los ODS, dando paso al apartado de discusión, en el que se abordan los desafíos, alcances y efectos que la creación, el desarrollo y el uso de la IA implican para el medio ambiente.

Palabras clave: inteligencia artificial; impacto ambiental; desarrollo humano; desarrollo sostenible; criminología verde.

ABSTRACT

Through an exploratory documentary study, this article identifies and analyzes some of the environmental implications of artificial intelligence (AI) and their possible repercussions through the Sustainable Development Goals (SDGs). It is argued that the physical infrastructure supporting AI, the intensive use of computational power required by machine learning (ML), and the training processes of complex models, demand energy resources for their development, operation, and maintenance, and have direct consequences for the environment. Initially, AI and its possible environmental impacts are explored, together with the relevance of analyzing them from the perspective of the SDGs. Next, the foundations, functioning, uses, training processes, and energy requirements of AI are addressed in order to understand the environmental implications derived from its development and application. Subsequently, specific impacts related to energy consumption, carbon footprint, the territorial footprint of data centres, water consumption, and the use of material resources are presented. Finally, the environmental repercussions of AI are assessed from the perspective of the SDGs, leading to the discussion section, in which the challenges, scope, and effects that the creation, development, and use of AI imply for the environment are addressed.

Keywords: Artificial intelligence; environmental impact; human development; sustainable development; green criminology.



RESUMO

No presente artigo, por meio de um estudo documental exploratório, identificam-se e analisam-se algumas implicações ambientais da inteligência artificial (IA) e suas possíveis repercussões no âmbito dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS). Defende-se que a infraestrutura física que suporta a IA, o uso intensivo de poder computacional exigido pela aprendizagem automática (*machine learning*) e os processos de treinamento de modelos complexos exigem recursos energéticos para o seu desenvolvimento, operação e manutenção, tendo consequências diretas no ambiente. Inicialmente, explora-se a IA e seus possíveis impactos ambientais, juntamente com a pertinência de analisá-los na perspectiva dos ODS. Em seguida, abordam-se os fundamentos, o funcionamento, as utilizações, os processos de treinamento e os requisitos energéticos da IA com o objetivo de compreender as implicações ambientais decorrentes do seu desenvolvimento e aplicação. Posteriormente, expõem-se impactos específicos relacionados com o consumo energético, a pegada de carbono, a pegada territorial dos centros de dados, o consumo de água e a utilização de recursos materiais. Por fim, avaliam-se as repercussões ambientais da IA à luz dos ODS, dando lugar à seção de discussão, na qual são abordados os desafios, o alcance e os efeitos que a criação, o desenvolvimento e a utilização da IA implicam para o ambiente.

Palavras-chave: inteligência artificial; impacto ambiental; desenvolvimento humano; desenvolvimento sustentável; criminologia verde.

En los últimos años, el desarrollo y la expansión acelerada de la inteligencia artificial (IA) ha transformado múltiples sectores, desde la medicina personalizada hasta las dinámicas de comunicación en entornos digitales. No obstante, junto con sus beneficios técnicos y sociales, emergen interrogantes sobre sus efectos colaterales, particularmente en relación con el medio ambiente, no solo por su complejidad estructural, sino por los múltiples niveles tecnológicos que implica su desarrollo, entrenamiento y mantenimiento que, además, conllevan a una huella ambiental considerable. Esto sucede desde el uso intensivo de recursos energéticos, hasta el impacto material vinculado a su infraestructura física. Esta situación plantea la necesidad de analizar las implicaciones ecológicas del progreso tecnológico, más allá de su funcionalidad e innovación.

Hoy día se vive un momento particular en la historia y evolución de la IA, donde cualquier persona, incluso sin conocimientos técnicos, puede acceder a estas herramientas y generar imágenes, textos o simulaciones con tan solo una instrucción escrita. Esta creciente accesibilidad y democratización del uso de modelos de IA amplifica su impacto cultural y social e incrementa de forma exponencial la demanda de recursos computacionales, energéticos e hídricos. Por ello, no solo resulta crucial conocer los beneficios tangibles de su adopción generalizada, sino los impactos que estos implican para la sostenibilidad planetaria.

En abril de 2025, de acuerdo con Mejía y Patiño (2025), surgió una tendencia generada por la IA, desarrollada por la *Generative Pre-trained Transformer* (ChatGPT), creado por OpenAI, de darle a cualquier imagen el estilo similar al de las producciones de Pixar, Disney, Studios Ghibli y los Simpson. Sin embargo, la que generó mayor



tendencia fue el estilo inspirado en las películas animadas del Studio Ghibli, cofundado por Hayao Miyazaki. Tal fenómeno propició un debate sobre los derechos de autor, la amenaza de posibles pérdidas de trabajo y la suplantación de la creación artística. Sin embargo, hay otro espacio de vulnerabilidad respecto al impacto ambiental. A manera de contextualización, algunos reportes periodísticos han difundido cifras sobre el elevado consumo hídrico de la IA para la generación de estas imágenes; no obstante, estudios académicos recientes ofrecen una base más robusta al estimar que la demanda global de agua asociada a estos procesos podría alcanzar entre 4.2 y 6.6 mil millones de metros cúbicos hacia 2027 (Li *et al.*, 2023).

Esta preocupación se ha retomado recientemente en espacios multilaterales, como la *India AI Impact Summit 2026*, celebrada en Nueva Delhi, donde la Unesco subrayó la necesidad de una IA ética y sostenible derivada de los impactos ambientales que puede generar (Unesco, 2026). En consonancia con ello, diversas fuentes (Crawford, 2021; Cho, 2023; Abdelouahed, 2024) han considerado el potencial efecto adverso del uso de la IA sobre el equilibrio ecológico del planeta, particularmente en relación con el alto consumo energético y la necesidad constante de refrigeración de los servidores que la sustentan. A este panorama se suman múltiples abordajes científicos que comienzan a examinar sus impactos ambientales. En este sentido, la IA se perfila como una tecnología con un impacto ecológico potencialmente elevado, cuyas implicaciones aún no han sido por completo comprendidas ni cuantificadas. De acuerdo con Li y colaboradores (2023):

La creciente huella de carbono de la inteligencia artificial (IA) ha estado bajo escrutinio público. Sin embargo, la igualmente importante huella hídrica (extracción y consumo) de la IA ha permanecido en gran medida oculta. Por ejemplo, el entrenamiento del modelo de lenguaje GPT-3 en los centros de datos de vanguardia de Microsoft en EE. UU. puede evaporar directamente 700.000 litros de agua dulce limpia, pero dicha información se ha mantenido en secreto. Más críticamente, se proyecta que la demanda global de IA represente entre 4.200 y 6.600 millones de metros cúbicos de extracción de agua en 2027, lo que supera la extracción anual total de agua de Dinamarca o la mitad del Reino Unido. Esto es preocupante, ya que la escasez de agua dulce se ha convertido en uno de los desafíos más apremiantes.¹ (p. 1)

Estas cifras, ya significativas, adquieren mayor gravedad si se considera que los datos exactos sobre el consumo hídrico de los procesos de IA permanecen en gran parte bajo confidencialidad corporativa y reportes parciales, lo que limita la transparencia, la trazabilidad y la cuantificación integral de su impacto ambiental real (Ren & Luers, 2025). Además, se considera que “según un estudio publicado en *Nature* en 2021, Google y Microsoft declararon utilizar 15.800 millones y 3.600 millones de litros de agua, respectivamente” (Valdivia, 2022, §. 6), destinados sobre todo a la refrigeración de centros de datos.

1 En el original:

The growing carbon footprint of artificial intelligence (AI) has been undergoing public scrutiny. Nonetheless, the equally important water (withdrawal and consumption) footprint of AI has largely remained under the radar. For example, training the GPT-3 language model in Microsoft's state-of-the-art U.S. data centers can directly evaporate 700,000 liters of clean freshwater, but such information has been kept a secret. More critically, the global AI demand is projected to account for 4.2-6.6 billion cubic meters of water withdrawal in 2027, which is more than the total annual water withdrawal of 4-6 Denmark or half of the United Kingdom. This is concerning, as freshwater scarcity has become one of the most pressing challenges.



Aunque los sectores históricamente señalados por su elevado consumo hídrico, como la agricultura o la industria textil, sigan siendo los mayores consumidores de agua, el crecimiento exponencial de la IA y su expansión en diversas aplicaciones globales podría llevar su huella hídrica a niveles comparables con sectores de alta demanda de recursos y de una forma exponencial; ello aunado al nivel energético. Existen datos que refuerzan un consumo comparable con las grandes industrias consumidoras, como el expuesto por Broadway, Lee y Weiland (2024) el cual menciona: “El entrenamiento del modelo GPT-3 consumió aproximadamente 1,287 MWh (megavatios-hora), lo que equivale al consumo típico anual de electricidad de 477 hogares promedio en el Reino Unido”² (Broadway *et al.*, 2024, p. 1805).

Si bien el sector agrícola representa aproximadamente el 30 % del consumo energético total a nivel mundial (IRENA & FAO, 2021), el auge reciente de la IA plantea desafíos en términos de sostenibilidad energética, al convertirse en una nueva y creciente fuente de demanda eléctrica a escala global, que, aunque menos visible, no deja de ser significativa y está generando preocupaciones similares. Lo anterior, en parte debido al creciente desarrollo y proceso de construir, entrenar y hacer funcionar los modelos de la IA, que sugieren un impacto acumulativo cada vez más relevante. Todo ello añadido a que el uso demanda una cantidad considerable de energía, así como recursos computacionales y ambientales.

A medida que estas tecnologías se integran de forma masiva en diversas industrias, su huella ecológica se amplía, exigiendo una evaluación crítica desde la perspectiva del desarrollo sostenible. Por ello, es una oportunidad abordar esta problemática desde un enfoque alineado con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), adoptados por todos los Estados miembros de las Naciones Unidas (ONU) como parte de una nueva agenda de desarrollo sostenible 2017 (ONU, 2015), pero con la finalidad de señalar tal implicación ambiental.

En este texto, se consideran en particular los siguientes ODS por su cercanía con la problemática: ODS 6: agua limpia y saneamiento; ODS 7: energía asequible y no contaminante; ODS 9: industria, innovación e infraestructura; ODS 12: producción y consumo responsables; ODS 13: acción por el clima; ODS 15: vida de ecosistemas terrestres, y ODS 17: alianzas para lograr los objetivos. Estos objetivos ofrecen un marco de acción integral para mitigar los impactos negativos asociados al crecimiento tecnológico, promoviendo el uso eficiente de los recursos, la transición hacia fuentes de energía renovables y una conciencia crítica sobre los efectos ambientales de las innovaciones digitales. Antes de abordarse tal relación, resulta necesario comprender qué es la IA, cómo funciona, qué procesos intervienen en su desarrollo, así como sus procesos de operación, las implicaciones y los desafíos ambientales que conlleva su uso y expansión de modo que después pueda valorarse su relación con los ODS. Dicho esto, el presente artículo busca problematizar, con base en datos y fuentes académicas, el impacto ambiental de la IA, vinculado a diferentes ODS para lograr una reflexión crítica sobre dichas repercusiones ecológicas.

2 En el original: “The boom in AI popularity has been accompanied by growing concern around the increasing energy footprint of AI as the training of GPT-3 was estimated to have consumed 1,287 MWh (megawatt-hours), equivalent to the typical annual electricity usage of 477 average UK households”.



La inteligencia artificial: fundamentos, funcionamiento y expansión

La IA se ha consolidado como un componente clave en los procesos de transformación digital contemporánea. No obstante, su construcción dista de ser verdaderamente artificial, ya que depende de recursos naturales extraídos del planeta como el litio y otros minerales estratégicos, del trabajo humano y de infraestructuras físicas complejas. Asimismo, no puede considerarse completamente inteligente, puesto que no posee comprensión ni conciencia como los seres humanos: “Los sistemas de inteligencia artificial no son autónomos, racionales ni capaces de discernir nada sin un entrenamiento intensivo desde el punto de vista computacional, con grandes volúmenes de datos o con reglas y recompensas predefinidas”³ (Crawford, 2021, p. 8).

El propósito de desarrollar la IA es: “[...] desarrollar una máquina que pueda pensar como los humanos e imitar comportamientos humanos, incluida la percepción, el razonamiento, el aprendizaje, la planificación, la predicción, etc.”⁴ (Xu *et al.*, 2021, p. 1). Esto es, con ayuda de sistemas o máquinas capaces de imitar comportamientos, desde la simple automatización de tareas hasta la aspiración de construir sistemas autónomos capaces de tomar decisiones complejas en tiempo real. Sin embargo, como advierte Crawford (2021), el término IA permite su aplicación en un espectro sumamente amplio desde dispositivos de consumo como el Amazon Echo hasta sistemas de procesamiento en segundo plano (*backend**), partiendo de investigaciones especializadas hasta las corporaciones industriales. También incluye dimensiones que van desde las políticas sobre la inteligencia y la recolección masiva de datos, hasta la concentración industrial del sector tecnológico y su influencia en el poder militar global, además de formas persistentes de discriminación.

La IA opera mediante la detección de patrones y se basa en la programación de algoritmos, sumado a que el entrenamiento con grandes volúmenes de datos requiere una actualización constante y necesita centros de datos energéticamente intensivos, sistemas de refrigeración especializados y equipamiento tecnológico de alto consumo. En conjunto, ambos requerimientos configuran una cadena de implicaciones ambientales.

En medio de esta amplitud semántica, la IA no solo responde a una lógica técnica, sino a intereses políticos, económicos y sociales interconectados con la extracción masiva de datos, la concentración industrial del sector tecnológico y el impacto ambiental derivado de su infraestructura material. Para efectos de este análisis, se propone comprender la IA desde una perspectiva estructural dividida en tres subsecciones temáticas: desarrollo y funcionamiento; infraestructura tecnológica y materiales utilizados, y entrenamiento, inferencia y reentrenamiento de sistemas de IA.

En tanto el desarrollo y el funcionamiento, la fase inicial es sobre el diseño algorítmico y el entrenamiento necesarios para construir sistemas inteligentes y resolver problemas complejos, lo que implica un alto consumo energético y grandes volúmenes de datos. Según el artículo de Sourabh Mehta (2024), para desarrollar e impulsar los sistemas de IA se requiere del entrenamiento de modelos *deep learning*⁵ que abarcan el reconocimiento de voz,

3 En el original: “AI systems are not autonomous, rational, or able to discern anything without extensive, computationally intensive training with large datasets or predefined rules and rewards”.

4 En el original: “[...] is to develop a machine that can think like humans and mimic human behaviors, including perceiving, reasoning, learning, planning, predicting, and so on”.

5 En el original: “Deep learning allows computational models that are composed of multiple processing layers to learn representations of data with multiple levels of abstraction”. (El aprendizaje profundo permite que



el análisis de imágenes, conducción autónoma, así como los modelos de lenguaje a gran escala (por sus siglas en inglés, LLM) que contemplan la traducción automática, resumen de textos, generación de contenido entre otros. Empero, sendas labores requieren de volúmenes masivos de datos y, por tanto, de consumo energético. “Por ejemplo, entrenar el GPT-3, que cuenta con 175 mil millones de parámetros, consumió aproximadamente, 1287 MWh (megavatios-hora) de electricidad, lo que equivale aproximadamente al consumo energético de un hogar estadounidense promedio durante 120 años”⁶ (Mehta, 2024, §. 9). A ello es importante añadir que, en el consumo energético de los modelos lingüísticos, influyen los recursos computacionales, las horas de información y la infraestructura por mencionar algunos.

Entonces el desarrollo y funcionamiento de los sistemas de la IA se diseñan alrededor de procesos computacionales que posibilitan a los modelos aprender patrones, a partir de grandes volúmenes de datos, crear respuestas en tiempo real y adaptarse a contextos cambiantes. Estos modelos operan mediante estructuras algorítmicas sofisticadas, como el aprendizaje profundo, que requieren entrenamiento, inferencia y reentrenamiento continuo. Su capacidad de funcionamiento depende no solo de componentes lógicos, sino de una compleja infraestructura física y energética que tienen impactos ambientales.

Por otra parte, en tanto, infraestructura tecnológica y materiales empleados, que hacen posible la implementación de la IA, se tienen en particular, la de los recursos minerales críticos, como el litio, las tierras raras y el estaño, que son indispensables para la fabricación de componentes electrónicos, sistemas de almacenamiento energético y plataformas de procesamiento de datos sobre los que se sostiene la IA contemporánea. El litio, en específico, es esencial para la producción de baterías utilizadas en centros de datos en los que se alojan modelos de LLM y en dispositivos inteligentes que operan con sistemas de IA, lo que ha convertido su extracción en una actividad estratégica dentro de la infraestructura digital global. Una mina rica en litio es *Silver Peak*, en Nevada, EE. UU., siendo una de las principales minas del país. “Silver Peak está enclavada al borde de un enorme lago subterráneo de litio. [...] Aquí, en un rincón remoto de Nevada, es donde se fabrica la materia de la IA”⁷ (Crawford, 2021, p. 25), lo que evidencia cómo este recurso, aunque aparentemente ajeno a los procesos computacionales, constituye una base energética clave para el funcionamiento de los sistemas de la IA.

No obstante, el litio no es el único mineral estratégico que sostiene la infraestructura de la IA. Esta, también, depende del uso de tierras raras,⁸ esenciales en componentes electrónicos como discos duros, pantallas, cables

computadoras aprendan tareas complejas a partir de datos masivos mediante estructuras de redes neuronales artificiales compuestas por muchas capas [LeCun *et al.*, 2015, p. 436, traducción propia].)

6 En el original: “For example, training GPT-3, which has 175 billion parameters, consumed an estimated 1,287 MWh (megawatt-hours) of electricity, which is roughly equivalent to the energy consumption of an average American household over 120 years”.

7 En el original: “Silver Peak is perched on the edge of a massive underground lake of lithium. [...] Here, in a remote pocket of Nevada, is a place where the stuff of AI is made”.

8 Existen diecisiete elementos de tierras raras: lantano, cerio, praseodimio, neodimio, prometio, samario, europio, gadolinio, terbio, disprosio, holmio, erbio, tulio, iterbio, lutecio, escandio e itrio. En el original: “There are seventeen rare earth elements: lanthanum, cerium, praseodymium, neodymium, promethium, samarium, europium, gadolinium, terbium, dysprosium, holmium, erbium, thulium, ytterbium, lutetium, scandium, and yttrium” (Crawford, 2021, p. 33).



de fibra óptica, etc. Diversas compañías tecnológicas, entre ellas, Intel, Philips y Dell, emplean elementos que pertenecen a estas tierras y son necesarios para la infraestructura de la IA. Además de los elementos de tierras raras, que permiten la fabricación de componentes, como discos duros, imanes y sensores, existe otro aspecto clave de la IA, que es el ensamblaje de los componentes electrónicos para su funcionamiento y la conexión de circuitos en placa madre, tarjetas gráficas y semiconductores. Los anteriores dependen en gran medida del uso de estaño en los procesos de soldadura electrónica, cuya tecnología permite la creación de uniones de geometría reducida en ensamblajes a nivel de placa (Abtew & Selvaduray, 2000, §. 12).

Indonesia representa la segunda potencia global en la producción de este elemento químico, precedida por China. El estaño cumple un rol fundamental en la producción de dispositivos tecnológicos, al ser indispensable para la soldadura de los circuitos que interconectan los distintos componentes electrónicos. En conjunto, tanto el estaño como las tierras raras forman parte de la infraestructura física que sostiene a la IA, al posibilitar la fabricación y el ensamblaje de piezas clave. Ahora, una vez desplegados los sistemas de la IA en dispositivos y centros de datos, su funcionamiento no concluye allí, sino que inicia una nueva fase: de su uso operativo, de mantenimiento técnico y de actualización continua que abarca una infraestructura energética permanente, procesamiento constante y ciclos de reentrenamiento (*retraining*⁹). En este sentido, Rojahn y Grum (2025) sostienen que “a lo largo del ciclo de vida de la Inteligencia Artificial (IA), desde el hardware hasta el desarrollo, la implementación y la reutilización, las cargas abarcan energía, carbono, agua e impactos incorporados” (§. 1)

La IA requiere una operación continua para mantener su funcionalidad, precisión y adaptabilidad, de lo cual el desarrollo y el funcionamiento de los sistemas de inteligencia artificial se estructuran en torno a tres fases fundamentales: el entrenamiento inicial, la inferencia y el reentrenamiento (véase la tabla 1). Cada una de estas etapas responde a necesidades técnicas específicas para que los modelos de IA aprendan a partir de grandes volúmenes de datos, sean capaces de generar resultados en tiempo real y se mantengan relevantes frente a contextos cambiantes.

La primera fase del entrenamiento es donde el modelo de la IA es alimentado con grandes volúmenes de datos, ya que a partir de ellos ajusta sus parámetros y aprende patrones. Dicha etapa constituye el punto de partida del sistema y, en ella, se establece la base funcional sobre la que operará las capacidades posteriores del modelo: generar texto, traducir, clasificar imágenes o responder consultas entre otras, puesto que están directamente determinadas por lo aprendido durante este proceso inicial.

9 “El reentrenamiento de modelos de ML consiste en adaptar un modelo previamente entrenado a una nueva tarea o mejorar su rendimiento en una tarea existente utilizando un conjunto de datos diferente. [...] Una vez reentrenado, el modelo puede utilizarse para asumir la nueva tarea o para mejorar su rendimiento con el original” (Deepchecks, 2024, §. 1-2) (Traducción propia).



Tabla 1. Fases en el desarrollo y funcionamiento de los sistemas de inteligencia artificial

Fase	Descripción
Entrenamiento inicial	“Durante la fase de entrenamiento, se expone al sistema de IA a los datos de los que aprende aplicando modelos estadísticos. La fase de entrenamiento es similar a la de los humanos que recopilan experiencias y aprenden de éstas creando relaciones entre las mismas” (OCDE, 2020, p. 58).
Inferencia	“La inferencia es el momento en que la IA se vuelve útil. Es cuando se implementa un modelo, cuando empieza a hacer predicciones y clasificaciones, y cuando empieza a «ver», «escuchar» o «hablar»” ¹⁰ (Crawford, 2021, p. 38).
Reentrenamiento	“El reentrenamiento de modelos de ML consiste en adaptar un modelo previamente entrenado a una nueva tarea o mejorar su rendimiento en una tarea existente mediante el uso de un conjunto de datos diferente.[...] Una vez reentrenado el modelo, puede utilizarse para asumir la nueva tarea o mejorar su rendimiento en el original” ¹¹ (Deepchecks, 2024, §. 1-2).

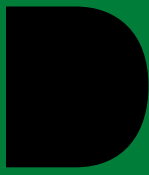
Fuente: adaptado de OCDE (2020), Crawford (2021) y Deepchecks (2024).

En este momento, el objetivo consiste en que el sistema aprenda a identificar patrones complejos, establecer relaciones entre variables y desarrollar capacidades predictivas o generativas, dependiendo de la tarea para la cual se ha diseñado. En efecto, entrenar modelos requiere de consumo energético, por ejemplo, los de lenguaje artificial de tercera generación como GPT-3 ha llegado a consumir aproximadamente “...1.287 MWh de electricidad, comparable al consumo energético anual de 120 hogares estadounidenses promedio”¹² (Abdelouahed, 2024, §. 7).

Una vez entrenados los modelos de IA, entran en su fase de uso operativo, conocida como inferencia. En este punto, el modelo es activado para generar predicciones, clasificaciones o contenido en tiempo real a partir de nuevos datos. Como lo define Martineau (2023), “la inferencia es el proceso de ejecutar datos en vivo a través de un modelo de IA entrenado para hacer una predicción o resolver una tarea”¹³ (§. 1). En esta fase, la IA se vuelve funcional y empieza a interactuar de manera directa con entornos reales, usuarios o aplicaciones prácticas, enfatizando, además de que es técnica, que es socialmente activa. En dicho momento, la IA conecta con su entorno de uso.

Es menester señalar que estos procesos se apoyan en bases de datos en constante actualización. Según Renée Cho (2023), en el artículo *Artificial Intelligence’s Growing Carbon Footprint*, publicado en el blog de la Columbia Climate School de la Universidad de Columbia:

- 10 En el original: “Inference is the moment where AI becomes useful. It is when a model is deployed, when it begins to make predictions and classifications, and when it starts to ‘see’ or ‘listen’ or ‘speak’”.
- 11 En el original: “ML model retraining is adapting a previously trained model to a new task or improving its performance on an existing task by using a different dataset. [...] Once the model has been retrained, it may be used to either take on the new duty or enhance its performance on the original”.
- 12 En el original: “1,287 MWh of electricity, comparable to the yearly energy use of 120 average U.S. households”.
- 13 En el original: “Inference is the process of running live data through a trained AI model to make a prediction or solve a task”.



Para procesar y analizar enormes cantidades de datos, los modelos de lenguaje de gran tamaño necesitan decenas de miles de chips avanzados de alto rendimiento para entrenarse y, una vez entrenados, para hacer predicciones sobre nuevos datos y responder consultas.¹⁴ (§. 6)

Uno de los chips comúnmente más usados son los *Graphics Processing Unit* (GPU) en NVIDIA, necesario para la infraestructura computacional de la IA, por su capacidad de procesamiento que permite entrenar modelos de aprendizaje y ejecutar tareas.

Por ejemplo, las GPU A100 de NVIDIA, utilizadas en muchas configuraciones modernas de entrenamiento de IA, tienen un consumo máximo de energía de aproximadamente 400 vatios cada una. Entrenar un modelo grande con 1000 GPU A100 podría consumir hasta 400 kilovatios por hora¹⁵ (Mehta, 2024, §.12).

La fase de inferencia activa una infraestructura tecnológica permanente que consume altos volúmenes de energía y requiere sistemas de refrigeración constante, Aun cuando las grandes empresas invierten en energías renovables. Stacciarini y Gonçalves (2025) señalan que

Si bien las grandes empresas tecnológicas están invirtiendo en fuentes de energía renovables, como la solar y la eólica, para satisfacer la demanda de sus centros de datos y aplicaciones de inteligencia artificial, estas fuentes también requieren volúmenes significativos de minerales críticos debido a características intrínsecas, como una menor densidad energética, una vida útil reducida y dificultades de reciclaje.¹⁶ (p. 7)

A ello se suman los trabajos de mantenimiento técnico y las actualizaciones periódicas que permiten adaptar los modelos a nuevos datos. Lo anterior refuerza su dependencia de ciclos computacionales cada vez más exigentes y, con ello, su huella ambiental. Debido a que los modelos de IA disminuyen con el tiempo su desempeño predictivo, fenómeno conocido como *model drift*, y ante el cambio constante en los datos, los contextos y las exigencias de precisión finalmente, se vuelve necesario aplicar procesos de actualización y ajuste del modelo, acción que da paso a la fase de reentrenamiento.¹⁷ Para mitigar esta pérdida de precisión, es necesario aplicar procesos que

14 En el original: “To process and analyze the vast amounts of data, large language models need tens of thousands of advanced high-performance chips for training and, once trained, for making predictions about new data and responding to”.

15 En el original: “For instance, NVIDIA’s A100 GPUs, used in many modern AI training setups, have a maximum power consumption of around 400 watts each. Training a large model across 1,000 A100 GP Us could consume up to 400 kilowatts per hour”.

16 En el original:

Although large technology companies are investing in renewable energy sources, such as solar and wind, to meet the demands of their data centers and artificial intelligence applications, these sources also require significant volumes of critical minerals due to intrinsic characteristics, such as lower energy density, reduced lifespan, and recycling difficulties.

17 Los modelos normalmente no se ejecutan en entornos estáticos; más bien, se enfrentan a entornos y variables en constante cambio. Con el tiempo, estos cambios provocan una degradación en el rendimiento del modelo, ya que el modelo no tiene poder predictivo para interpretar datos desconocidos. Traducción propia de: “models don’t usually run in static environments; rather, they’re faced with ever-changing environments and variables. Over time, these changes cause degradation in model performance as the model has no predictive power for interpreting unfamiliar data” (Appen, 2024, §. 3).



consisten en ajustar o actualizar el modelo con nuevos conjuntos de datos, esto es, reentrenamiento o *retraining*. Con ello el sistema mantiene su vigencia, adaptabilidad y coherencia frente a los cambios y exigencias del entorno. El reentrenamiento es una parte esencial del ciclo de mantenimiento de la IA que implica actualizaciones periódicas o incluso reconstrucción completa de determinados componentes del modelo.

En este sentido, el análisis de los materiales y procesos que conforman la cadena de vida de la IA desde su diseño, infraestructura tecnológica, materiales utilizados, entrenamiento, inferencia y reentrenamiento, revela que la IA no es un sistema abstracto ni inmaterial, sino una tecnología anclada en estructuras extractivas, logísticas y energéticas de continuo consumo y emergentes exigencias. Comprender esta dimensión resulta necesario para evaluar sus posibles costos ecológicos y sociales, con lo cual abrir el debate hacia modelos de desarrollo tecnológico más sostenibles y equitativos resulta prácticamente inevitable.

Impactos ambientales de la IA

Como se ha visto hasta este punto, el desarrollo de la IA depende de una infraestructura material, intensiva, energética y de alto impacto ambiental, la cual puede analizarse en tres bloques principales: huella material y territorial, relacionado con la extracción de minerales críticos y la fabricación de dispositivos y componentes electrónicos; huella hídrica, vinculada al uso de agua para la refrigeración de centros de datos y a la producción energética que sostiene su operación y sus posibles afectaciones de contaminación térmica en ríos y lagos cercanos,¹⁸ y consumo energético, concentrado en las fases de entrenamiento, inferencia y ciclos de reentrenamiento de los modelos. De ellos, cabe resaltar diferentes aspectos.

Desde el entrenamiento de modelos hasta su uso cotidiano, la IA genera una huella ecológica que incluye emisiones de carbono, extracción de minerales y un consumo energético creciente, compuesta por dispositivos y componentes fabricados a partir de minerales, cuya extracción y procesamiento generan consecuencias ambientales. En primer lugar, la huella material y territorial puede observarse en los procesos de refinación de tierras raras, necesarias para discos duros, pantallas o imanes, produce residuos altamente tóxicos:

Solo el 0,2 % de la arcilla extraída contiene los valiosos elementos de tierras raras. Esto significa que el 99,8 % de la tierra extraída en la minería de tierras raras se desecha como residuo, llamado “relaves”, que se vierten de nuevo en las colinas y arroyos, creando nuevos contaminantes como el amonio.³⁷ Para refinar una tonelada de estos elementos de tierras raras, “la Sociedad China de Tierras Raras estima que el proceso produce 75.000 litros de agua ácida y una tonelada de residuos radiactivos.”¹⁹ (Crawford, 2021, pp. 36-37)

18 “Además del calor, las aguas residuales de los sistemas de refrigeración pueden contener PFAS (sustancias químicas persistentes) y otras toxinas” (American Rivers, 2026, §. 13).

19 En el original:

Only 0.2 percent of the mined clay contains the valuable rare earth elements. This means that 99.8 percent of earth removed in rare earth mining is discarded as waste, called ‘tailings,’ that are dumped back into the hills and streams,” creating new pollutants like ammonium.³⁷ In order to refine one ton of these rare earth elements, “the Chinese Society of Rare Earths estimates that the process produces 75,000 liters of acidic water and one ton of radioactive residue.



Esta cita evidencia la desproporción entre los materiales aprovechables y los desechos generados en la minería de tierras raras. El hecho de que solo una mínima fracción del material extraído sea útil, mientras que el resto se vierte como desecho tóxico en entornos naturales, revela el daño ambiental tras el funcionamiento material de la IA.

En segundo lugar, la huella hídrica se expresa tanto en el elevado consumo de agua asociado a las prácticas extractivas y de refinación de minerales críticos, que no solo implican un enorme gasto de agua y energía, sino que introducen contaminantes duraderos en suelos, ríos y ecosistemas. Asimismo, la minería de estaño en lugares como Bangka, Indonesia, vinculada a la fabricación de soldaduras para circuitos electrónicos, ha transformado ecosistemas enteros, como lo expresa Crawford (2021) quien argumenta lo siguiente respecto al fenómeno:

La minería de estaño es un negocio lucrativo pero destructivo que ha dañado el paisaje de la isla, arrasado sus granjas y bosques, destruido sus poblaciones de peces y arrecifes de coral, y afectado negativamente el turismo en sus hermosas playas bordeadas de palmeras. [...] Donde no hay minas, esta zona está repleta de tumbas, muchas de ellas con los cuerpos de mineros que han muerto a lo largo de los siglos excavando en busca de estaño.²⁰ (Crawford, 2021, p. 38)

Bajo esta línea, otro de los materiales altamente demandados cuya extracción puede contaminar suelo y agua es el litio. Es particularmente importante para la fabricación de baterías recargables que forman parte de la existencia y funcionamiento operativo de la IA. El litio ha sido de creciente interés para compañías como Tesla,²¹ cuya producción de vehículos eléctricos depende de este insumo. Se estima que esta industria “consume más de la mitad del hidróxido de litio disponible globalmente cada año” (Crawford, 2021, p. 29), lo que ha intensificado los procesos extractivos, con impactos en los ecosistemas, las comunidades locales y, en consecuencia, en las vidas humanas. Asimismo, su dependencia de matrices eléctricas no renovables cuestiona la sostenibilidad de dichas soluciones tecnológicas en el contexto de la transición energética.

Para ilustrar la escala del consumo, considérese que mientras un teléfono inteligente demanda apenas unos gramos de litio para su funcionamiento, un solo automóvil eléctrico necesita más de 60 kilogramos para su batería, a lo que se suma que, al tener una vida útil limitada, requieren un remplazo periódico y se convierten en residuos una vez que se degradan. Además, el ensamblaje, el transporte y la carga de estas baterías continúan dependiendo, en su mayoría, de fuentes eléctricas no renovables.

Por último, en tercer lugar, la huella energética de la IA genera una segunda capa de presión ambiental a través de su funcionamiento en las fases de entrenamiento, inferencia y reentrenamiento, ya que los grandes modelos de lenguajes requieren amplios recursos computacionales y cientos o miles de unidades de procesamiento gráfico sumado a una alta demanda energética, infraestructura y eficiencia algorítmica.

20 En el original:

Tin mining is a lucrative but destructive trade that has scarred the island’s landscape, bulldozed its farms and forests, killed off its fish stocks and coral reefs, and dented tourism to its pretty palm-lined beaches. [...] Where not dominated by mines, this is pockmarked with graves, many holding the bodies of miners who have died over the centuries digging for tin.

21 Tesla es el principal consumidor de baterías de iones de litio del mundo, comprándolas en grandes cantidades a Panasonic y Samsung y reempacándolas en sus coches y cargadores domésticos. Traducción propia de: “Tesla is the number-one lithium-ion battery consumer in the world, purchasing them in high volumes from Panasonic and Samsung and repackaging them in its cars and home chargers” (Crawford, 2021, p. 29).



Entrenar un modelo de IA —el proceso por el cual aprende patrones de enormes conjuntos de datos—, requiere el uso de unidades de procesamiento gráfico (GPU), que son hardware hambriento de energía. Como ejemplo, se estima que las GPU que entrenaron a GPT-3 (el precursor de ChatGPT) han consumido 1.300 megavatios-hora de electricidad, aproximadamente igual a la utilizada por 1.450 hogares estadounidenses promedio por mes.²² (Foy, 2023, §. 6)

Según Alex Pigman (2024), otro de los datos de impacto ambiental para tener en cuenta es que en: “Un estudio reciente de Google y la Universidad de California, Berkeley, se informó que el entrenamiento del Chat GPT-3 resultó en 552 toneladas métricas de emisiones de carbono, equivalentes a conducir un vehículo de pasajeros 1,24 millones de millas”²³ (§. 4). Tales emisiones resaltan la necesidad de buscar posibles alternativas para el entrenamiento de modelos IA más eficientes y menos dañinas en materia energética.

A ello se suma que el reentrenamiento conlleva un consumo energético que proviene de la necesidad de utilizar infraestructuras computacionales de alta potencia, como servidores con GPU o TPU (Unidades de Procesamiento Tensorial), que a su vez requieren una fuente constante de energía, lo cual implica necesariamente un impacto ambiental. Aunado a que para que los modelos entrenados o reentrenados funcionen en tiempo real, se activa la fase de inferencia, proceso que también requiere un flujo continuo de procesamiento energía y emisiones de CO₂ (véase en la tabla 2).

Tabla 2. Comparación de emisiones de CO₂ equivalentes entre consumo humano y entrenamiento de modelos de IA

Consumo humano	Emisiones de CO ₂ equivalentes (libras)	Consumo en entrenamiento de modelos de IA	Emisiones de CO ₂ equivalentes (libras)
Viaje en avión, 1 pasajero, ida y vuelta, Nueva York ↔ San Francisco	1,984	Tubería de PLN (análisis sintáctico, SRL)	39
Vida humana promedio, 1 año	11,023	Con ajuste y experimentación	78,468
Vida promedio en EE. UU., 1 año	36,156	Transformer (modelo grande)	192
Automóvil promedio, incluyendo combustible, durante toda la vida útil	126,000	Con búsqueda de arquitectura neuronal	626,155

Fuente: adaptado de Strubell, Ganesh y McCallum (2019), citado en Learning Tree International (2019).

Nota. PLN: Procesamiento del Lenguaje Natural; SRL: etiquetado de roles semánticos.

22 En el original:

Training an AI model — the process by which it learns patterns from huge datasets — requires using graphics processing units (GPUs), which are power-hungry hardware. As one example, the GPUs that trained GPT-3 (the precursor to ChatGPT) are estimated to have consumed 1,300 megawatt-hours of electricity, roughly equal to that used by 1,450 average U.S. households per month.

23 En el original: “A more recent study by Google and the University of California, Berkeley, reported that training GPT-3 resulted in 552 metric tons of carbon emissions, equivalent to driving a passenger vehicle 1.24 million miles”.



Repercusiones desde los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS)

En conjunto, los impactos ambientales de la IA no se limitan únicamente a la extracción de materiales estratégicos ni al consumo energético de las fases de entrenamiento, inferencia y reentrenamiento, a esto se suma el uso cotidiano por parte de millones de usuarios, que consumen considerablemente más energía que otras actividades digitales comunes. “Por ejemplo, las consultas de ChatGPT consumen entre 6 y 10 veces más energía que las búsquedas tradicionales de Google”²⁴ (Madden *et al.*, 2024, §. 4). Ello muestra la dimensión ambiental de las interacciones cotidianas. De modo que la IA no debe ser comprendida solo como un desarrollo algorítmico, sino como una infraestructura material y energética con efectos reales y persistentes sobre el planeta. ¿Qué se obtiene al valorarlo directamente con los ODS?

Tal como subrayan las *Directrices éticas para una IA fiable* de la Comisión Europea (2019): “Los sistemas de inteligencia artificial prometen ayudar a abordar algunas de las preocupaciones sociales más urgentes; no obstante, se debe garantizar que lo hagan del modo más respetuoso posible con el medio ambiente” (p. 24). El desarrollo de la IA conlleva una serie de implicaciones ambientales que, aunque parezcan intangibles en su interfaz, dependen de una infraestructura material compleja: desde la extracción de minerales estratégicos como el litio, el estaño y las tierras raras, hasta el sostenimiento energético de centros de datos y redes computacionales que operan de forma continua. Estas condiciones generan una huella ecológica acumulativa, visible en el consumo excesivo de agua, en la emisión de gases de efecto invernadero, en la degradación de ecosistemas y teniendo repercusiones directas sobre la vida humana.

En este apartado se examina cómo estos impactos se relacionan directamente con varios de los ODS establecidos en la Agenda 2030, revelando que el despliegue masivo de la IA puede tanto contribuir como obstaculizar el cumplimiento de metas globales vinculadas al clima, la energía, el consumo responsable y la protección ambiental.

Uno de los ODS directamente comprometidos por la expansión de la IA es el ODS 6: agua limpia y saneamiento, por la operación de centros de datos, infraestructura que requieren sistemas de refrigeración que pueden consumir millones de litros de agua al año para mantener la temperatura de los servidores en rangos operativos seguros, en particular en zonas áridas o densamente industrializadas.

En 2022, según Ren, los centros de datos de Google consumieron cerca de 5 mil millones de galones (casi 20 mil millones de litros) de agua dulce para refrigeración. [...] Según un estudio reciente de Ren, los centros de datos de Google utilizaron un 20 % más de agua en 2022 que en 2021, y el consumo de agua de Microsoft aumentó un 34 % en el mismo período.²⁵ (Berreby, 2024, §. 24)

24 En el original: “For example, ChatGPT queries are 6x to 10x more power hungry than traditional Google searches”.

25 En el original:

In 2022, Ren says, Google’s data centers consumed about 5 billion gallons (nearly 20 billion liters) of fresh water for cooling. [...] According to a recent study by Ren, Google’s data centers used 20 percent more water in 2022 than they did in 2021, and Microsoft’s water use rose by 34 percent in the same period.



A esto se suma el uso de agua en los procesos extractivos asociados a minerales clave como el litio, cuya explotación en salares andinos implica la evaporación de grandes volúmenes de agua subterránea, afectando acuíferos, humedales y prácticas agrícolas tradicionales.

Y es que la extracción de litio implica un enorme consumo y pérdida de agua, siendo en esencia una minería del agua [...] el avance de la industria del litio amenaza particularmente a los salares y otros humedales andinos de la región del Gran Atacama [...]. La explotación de litio está agudizando el déficit hídrico natural de la zona, poniendo en riesgo no solo a los salares, sino también a múltiples formas de vida que allí habitan. (Quintanilla *et al.*, 2025, §. 3-5)

La explotación de litio está agravando el déficit hídrico natural de la zona. Este proceso pone en riesgo a los salares y a las formas de vida que dependen de ellos. El uso desproporcionado de recursos hídricos afecta sobre todo a las regiones vulnerables, y dicha presión compromete la meta de garantizar acceso universal y equitativo al agua. También plantea interrogantes urgentes sobre justicia ambiental en la era digital. Es necesario ampliar la mirada del impacto ambiental de la IA y su relación con los ODS. Esto incluye no solo el ODS 6, sino también los ODS 7, 9, 12, 13, 15 y 17 (véase la tabla 3).

Tabla 3. Relación entre los ods y las repercusiones ambientales de la inteligencia artificial

ods	Objetivo	IA y la repercusión ambiental
6	Agua limpia y saneamiento	Este objetivo se ve comprometido por las elevadas demandas hídricas asociadas al desarrollo y funcionamiento de la IA. La refrigeración de centros de datos, así como la extracción de litio en salares andinos, que intensifican el estrés hídrico, afectando los modos de vida de las comunidades locales. A su vez, el uso intensivo de agua pone en riesgo el acceso equitativo a este recurso.
7	Energía asequible y no contaminante	El desarrollo, entrenamiento y operación continua de sistemas de IA requiere infraestructuras computacionales de alta densidad energética con alta demanda eléctrica que crece de forma exponencial. Si bien el ods 7 busca garantizar el acceso universal a una energía limpia, asequible, segura y sostenible, en el contexto de la IA la matriz energética sigue dependiendo en gran medida de fuentes fósiles, y su avance tecnológico puede intensificar las emisiones de carbono, comprometiendo no solo los principios de sostenibilidad, sino el daño ambiental de una digitalización acelerada.
9	Industria, innovación e infraestructura	El crecimiento de la IA requiere infraestructura digital robusta, materiales críticos y centros de datos de gran capacidad, lo que genera consumo energético intensivo y alta demanda hídrica para refrigeración. Estas dinámicas concretas comprometen la sostenibilidad de la industrialización tecnológica, la resiliencia de la infraestructura digital y la innovación responsable, objetivos centrales del ods 9. Sin suficientes estrategias de eficiencia energética, gestión de recursos hídricos y manejo adecuado de residuos, la expansión de la IA podría limitar el desarrollo de infraestructura y procesos industriales sostenibles, incrementando la presión sobre los sistemas ambientales.
12	Producción y consumo responsables	La fabricación de dispositivos, servidores y componentes asociados a la IA depende de una cadena extractiva que involucra recursos finitos como el litio, las tierras raras y el estaño, generando implicaciones críticas para el ods 12.
13	Acción por el clima	El desarrollo de la IA requiere grandes volúmenes de energía eléctrica, especialmente durante el entrenamiento y uso de LLM. A ello se suma la huella ambiental de los procesos de producción y desecho de los componentes tecnológicos que sostienen la IA, comprometiendo los objetivos del ods 13 por las emisiones derivadas del uso de IA.



ods	Objetivo	IA y la repercusión ambiental
15	Vida de ecosistemas terrestres	La expansión de la IA implica el uso de la minería de litio y tierras raras. El ODS 15, que busca proteger, restaurar y promover el uso sostenible de los ecosistemas terrestres, se ve posiblemente afectado por el actual modelo de desarrollo tecnológico, que externalizan sus costos ambientales a territorios de alta fragilidad ecológica. Por el impacto directo de la minería de litio, estaño y tierras raras sobre suelos, bosques y fauna.
17	Alianzas para lograr los objetivos	La complejidad de los impactos sociales, ambientales y económicos asociados a la IA requiere de reforzar alianzas interinstitucionales e internacionales para su regulación y sostenibilidad. En línea con el ODS 17, que promueve la cooperación global para el desarrollo, por lo que es necesario fortalecer los vínculos entre universidades, centros de investigación, organismos públicos y sociedad civil para generar implementaciones y uso responsable de la IA.

Fuente: la presente tabla sintetiza el análisis realizado sobre la relación entre los ODS y las repercusiones ambientales de la IA (análisis propio de los autores).

Conclusión

El recorrido por las fases de desarrollo, operación y actualización de los sistemas de IA evidencia que su funcionamiento dista de ser inmaterial. La IA se sostiene de una red de procesos físicos, computacionales y humanos que implican una elevada demanda de recursos naturales, energía y trabajo. Desde la extracción de minerales estratégicos en territorios vulnerables hasta el uso intensivo de agua y electricidad en centros de datos, cada etapa del ciclo de vida de la IA representa una carga ambiental y una huella social generalmente invisibilizada.

Este análisis, guiado por el funcionamiento, empleo y manutención de la IA en consideración de su impacto ambiental, permite observar cómo la IA cruza de forma transversal múltiples dimensiones: compromete el acceso equitativo al agua (ODS 6), incrementa el consumo energético y refuerza matrices no renovables (ODS 7), profundiza asimetrías tecnológicas (ODS 9) y perpetúa modelos de producción y consumo (ODS 12). A su vez, incrementa las emisiones asociadas a los desechos de componentes tecnológicos (ODS 13), lo que hace necesario reforzar las alianzas interinstitucionales e internacionales orientadas a su regulación y sostenibilidad (ODS 17). Incluso su relación indirecta con la degradación de ecosistemas marinos y terrestres (ODS 15), derivada de procesos extractivos y generación de residuos, lo que exige una mirada amplia.

La huella ecológica de la IA, derivada del elevado consumo energético y de los desechos electrónicos asociados a la fabricación, entrenamiento y actualización de los componentes que integran su cadena de valor, como los sistemas de almacenamiento y enfriamiento de los centros de datos, se ve intensificada por la escalabilidad de los modelos de IA. Esto debido al alto contenido de metales y materiales críticos, lo que exige un aumento exponencial del consumo energético, como se mencionó en la reciente cumbre sobre el impacto de la IA en la India 2026, celebrada en Nueva Delhi, donde la Unesco defendió una visión de la IA basada en la sostenibilidad (Unesco, 2026, §. 1-2)

La IA no pasa únicamente por innovaciones más eficientes, sino por revisar críticamente las condiciones estructurales que definen cómo, para qué y para quién se diseña. Comprender la IA únicamente desde un enfoque técnico o algorítmico ha sido una tendencia predominante, pero, como se ha visto en este artículo, cada vez más



voces coinciden en que este marco resulta limitado para analizar su impacto. Por ello, resulta urgente integrar enfoques transdisciplinarios que articulen ciencia de datos, ecología política, ética computacional y gobernanza digital, así como establecer alianzas internacionales que regulen su impacto y promuevan prácticas más justas.

La idea de que la inteligencia artificial es algo etéreo o inmaterial oculta que, en realidad, su funcionamiento se sostiene en una infraestructura física, vinculada a procesos de extracción de recursos, trabajo precarizado y altos niveles de consumo energético. En este sentido, la IA implica decisiones técnicas, eficiencia algorítmica, compromisos ecológicos y sociales interconectados con los ODS de la Agenda 2030. Reconocer estas conexiones permite articular un enfoque de innovación crítica que no desvincula el desarrollo tecnológico de su entorno material, social y ecológico. A partir de un enfoque integral, será posible que la IA contribuya a un futuro más justo, equitativo y sostenible.

Referencias

1. Abdelouahed, S. (2024). *Large Language Models (LLMs): powerful AI, big energy challenges* [Publicación en LinkedIn]. LinkedIn. <https://www.linkedin.com/pulse/large-language-models-llms-powerful-ai-big-energy-sabri-abdelouahed-jqvde>
2. Abtew, M., & Selvaduray, G. (2000). *Lead-free solders in microelectronics*. *Materials Science and Engineering: R: Reports*, 27(5-6), 95-141. [https://doi.org/10.1016/S0927-796X\(00\)00010-3](https://doi.org/10.1016/S0927-796X(00)00010-3)
3. American Rivers. (2026). Rivers and data centers: What's at stake for water supply, water quality, and energy. <https://www.americanrivers.org/rivers-and-data-centers/>
4. Appen. (2024). AI model maintenance: A guide to managing model performance. <https://www.appen.com/blog/ai-model-maintenance-guide-to-managing-model>
5. Berreby, D. (6 de febrero de 2024). As use of A.I. soars, so does the energy and water it requires. *Yale Environment 360*. <https://e360.yale.edu/features/artificial-intelligence-climate-energy-emissions>
6. Broadway, E., Lee, J., & Weiland, M. (2024). Sustainable AI: Experiences, challenges & recommendations. SC24-W: Workshops of the International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis. Atlanta, Estados Unidos. <https://doi.org/10.1109/SCW63240.2024.00227>
7. Cho, R. (9 de junio de 2023). AI's growing carbon footprint. *State of the planet*. <https://news.climate.columbia.edu/2023/06/09/ais-growing-carbon-footprint/>
8. Crawford, K. (2021). *Atlas of AI*. Yale University Press eBooks. <https://doi.org/10.12987/9780300252392>
9. Deepchecks. (2024). Model retraining. <https://www.deepchecks.com/glossary/model-retraining/>
10. Objetivos de Desarrollo Sostenible. (2017). La Asamblea General adopta la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible. <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/2015/09/la-asamblea-general-adopta-la-agenda-2030-para-el-desarrollo-sostenible/>
11. Comisión Europea. (2019). *Directrices éticas para una IA fiable*. Grupo de Expertos de Alto Nivel sobre Inteligencia Artificial. https://ec.europa.eu/newsroom/dae/document.cfm?doc_id=60419
12. Equipo editorial de IONOS. (2024). ¿Qué es el backend? <https://www.ionos.mx/digitalguide/paginas-web/creacion-de-paginas-web/que-es-el-backend/>



13. Foy, K. (22 de septiembre de 2023) *AI models are devouring energy. Tools to reduce consumption are here if data centers will adopt*. MIT Lincoln Laboratory. <https://www.ll.mit.edu/news/ai-models-are-devouring-energy-tools-reduce-consumption-are-here-if-data-centers-will-adopt>
14. Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2024). Sala de prensa. <https://www.inegi.org.mx/app/saladeprensa/noticia/9051>
15. IRENA & FAO. (2021). *Renewable energy for agri-food systems: Towards the Sustainable Development Goals and the Paris agreement*. <https://doi.org/10.4060/cb7433en>
16. Li, P., Yang, J., Islam, M. A., & Ren, S. (2023). Making AI Less «Thirsty»: Uncovering and Addressing the Secret Water Footprint of AI Models. *Communications of the ACM*, 68(7), 54-61. <https://doi.org/10.1145/3724499>
17. Lilia, V. S. A., Omar, N. C., Héctor, F. M., Lilia, V. S. A., Omar, N. C., & Héctor, F. M. (2020). Huella hídrica manufacturera. Una comparación entre países ricos y pobres. *Análisis económico*, 35(88). <https://doi.org/10.24275/uam/azc/dcsh/ae/2020v35n88/Valderrama>
18. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
19. Madden, J., Tursich, T., & Williamson, B. (24 de junio de 2024). Energy Crunch Opportunities: Balancing AI Innovation and Data Center Demands. *Calamos Investments*. https://www.calamos.com/blogs/voices/energy-crunch-opportunities-balancing-ai-innovation-and-data-center-demands/?utm_source=chatgpt.com
20. Martineau, K. (2023). What is AI inferencing? *IBM Research*. <https://research.ibm.com/blog/AI-inference-explained>
21. Mehta, S. (6 de marzo de 2024). *How Much Energy Do LLMs Consume? Unveiling the Power Behind AI*. Association of Data Scientists (ADaSci). <https://adasci.org/how-much-energy-do-llms-consume-unveiling-the-power-behind-ai/>
22. Mejía, C., & Patiño, J. (11 de abril de 2025). *La polémica por la creación de imágenes de Studio Ghibli con inteligencia artificial golpea a los ilustradores mexicanos*. *El País*. <https://elpais.com/mexico/2025-04-11/la-polemica-por-la-creacion-de-imagenes-de-studio-ghibli-con-inteligencia-artificial-golpea-a-los-ilustradores-mexicanos.html>
23. Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE). (2021). *Recommendation of the Council on Artificial Intelligence*. OECD Legal Instruments. <https://legalinstruments.oecd.org/en/instruments/OECD-LEGAL-0449>
24. Organización de las Naciones Unidas. (2015). *Transformar nuestro mundo: la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible*. <https://sdgs.un.org/2030agenda>
25. Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE). (2020). *Inteligencia artificial: una guía para los profesionales del sector público*. Observatorio de Innovación del Sector Público. <https://oecd-opsi.org/wp-content/uploads/2020/11/OPSI-AI-Primer-Spanish.pdf>
26. Pigman, A. (3 de septiembre de 2023). Tech's carbon footprint: can AI revolutionize responsibly? *Techxplore*. https://techxplore.com/news/2023-09-tech-carbon-footprint-ai-revolutionize.html#google_vignette
27. Quintanilla, V., Cañas, D., & Oviedo, J. (2025). ¿Por qué la minería de litio en salares andinos es llamada también “minería de agua”? *Asociación Interamericana para la Defensa del Ambiente*. <https://aida-americas.org/es/blog/por-que-la-mineria-de-litio-en-salares-andinos-es-llamada-tambien-mineria-de-agua>



28. Ren, S., & Luers, A. (10 de septiembre de 2025). The real story on AI's water use and how to tackle it. *IEEE Spectrum*. <https://spectrum.ieee.org/ai-water-usage>
29. Rojahn, M., & Grum, M. (2025). Green AI: A systematic review and meta-analysis of its definitions, lifecycle models, hardware and measurement attempts. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2511.07090>
30. Russell, S. J., Norvig, P., & Davis, E. (2010). *Artificial intelligence: A modern approach* (3.^a ed). Prentice Hall.
31. Stacciarini, J. H. S., & Gonçalves, R. J. A. F. (2025). *Data Centers, Critical Minerals, Energy, and Geopolitics: The Foundations of Artificial Intelligence*. *Sociedade & Natureza*, 37(1), e77215. <https://doi.org/10.14393/SN-v37-2025-77215>
32. Unesco. (2026). *India AI Impact Summit: UNESCO champions ethical and human-centered AI*. <https://www.unesco.org/en/articles/india-ai-impact-summit-unesco-champions-ethical-and-human-centered-ai>
33. Valdivia, A. (2022). *Silicon Valley and the Environmental Costs of AI - Political Economy Research Centre*. Political Economy Research Centre. https://www.goldperc.uk/project_posts/silicon-valley-and-the-environmental-costs-of-ai/
34. Learning Tree International. (2019). *What is the carbon footprint of AI and deep learning?* <https://www.learningtree.com/blog/carbon-footprint-ai-deep-learning/>
35. Xu, Y., Liu, X., Cao, X., Huang, C., Liu, E., Qian, S., ... & Zhang, L. (2021). Artificial intelligence: A powerful paradigm for scientific research. *The Innovation*, 2(4), 100179. <https://doi.org/10.1016/j.xinn.2021.100179>