

Impacto medioambiental de la inteligencia artificial: un debate pendiente

Environmental impact of artificial intelligence: a pending debate

Fernando Tucho; José-María García-de-Madariaga

Cómo citar este artículo:

Tucho, Fernando; García-de-Madariaga, José-María (2026). "Impacto medioambiental de la inteligencia artificial: un debate pendiente [Environmental impact of artificial intelligence: a pending debate]". *Infonomy*, 4(1) e26001.

<https://doi.org/10.3145/infonomy.26.001>

Artículo recibido: 28-12-2025

Artículo aprobado: 18-01-2026



Fernando Tucho

<https://orcid.org/0000-0003-4747-0264>

<https://directorioexit.info/ficha5062>

Universidad Rey Juan Carlos

Facultad de Ciencias de la Comunicación

Camino del Molino, 5

28943 Fuenlabrada, España

fernando.tucho@urjc.es



José-María García-de-Madariaga

<https://orcid.org/0000-0003-2168-6809>

<https://directorioexit.info/ficha7320>

Universidad Rey Juan Carlos

Facultad de Ciencias de la Comunicación

Camino del Molino, 5

28943 Fuenlabrada, España

jose.garciademadariaga@urjc.es



Resumen

La llegada de la inteligencia artificial generativa ha despertado importantes debates dentro de todos los ámbitos sociales incluyendo el de la comunicación y el de la educación mediática. Esta investigación busca adentrarse en uno de sus efectos menos conocidos: su impacto eco-social sobre el medioambiente. Para ello se ha realizado una revisión documental de las investigaciones que buscan conocer esta realidad, analizando más de 40 publicaciones al respecto. Los estudios encontrados se focalizan especialmente en el consumo energético con sus consecuentes emisiones de gases de efecto invernadero, así como en el consumo de agua. No se atienden, sin embargo, otras fases de su ciclo de vida como la extracción de materias primas o la manufactura de los equipamientos en los que se sostiene la inteligencia artificial. Encontramos una carencia de estudios que tengan una visión global del impacto de todo el ciclo de vida de la inteligencia artificial. Los resultados estarían mostrando un alto impacto de la inteligencia artificial generativa sobre el medioambiente, con peores repercusiones en los países del Sur Global a pesar de no ser sus principales beneficiarios. Los investigadores coinciden en la necesidad de apostar por una "Green AI" frente a la mayoritaria tendencia actual de la "Red AI", que prima el rendimiento sin tener en cuenta su sostenibilidad. Esta realidad debiera ser tenida en cuenta para actualizar las propuestas de educación mediática que buscan un uso más crítico y sostenible de las herramientas digitales así como para formular propuestas de políticas globales que minimicen tales impactos.

Palabras clave

Inteligencia artificial generativa; Impacto medioambiental; Green AI; Sostenibilidad; Consumo energético; Consumo de agua; Emisiones de CO₂e; Ciencias de la Comunicación; Educomunicación; Transición ecosocial; Políticas globales.

Abstract

The arrival of generative artificial intelligence has sparked important debates within all social spheres, including communication and media education. This research seeks to delve into one of its lesser-known effects: its eco-social impact on the environment. To this end, a documentary review of research seeking to understand this reality has been carried out, analysing more than 40 publications on the subject. The studies focus especially on its energy consumption, with its resulting greenhouse gas emissions, as well as on water consumption. However, other phases of its life cycle, such as the extraction of raw materials or the manufacturing of the equipment that supports artificial intelligence, will not be addressed. We found a lack of studies that take a comprehensive view of the impact of the entire life cycle of artificial intelligence. The results would show a high impact of generative artificial intelligence on the environment, with worse repercussions in the countries of the Global South despite not being its main beneficiaries. Researchers agree on the need to commit to "Green AI" as opposed to the current majority trend of "Red AI", which prioritises performance without taking sustainability into account. This reality should be taken into account when updating media education proposals that seek a more critical and sustainable use of digital tools, as well as when formulating global policy proposals that minimise such impacts.

Keywords

Generative artificial intelligence; Environmental impact; Green AI; Sustainability; Energy consumption; Water consumption; CO₂e emissions; Communication sciences; Educommunication; Eco-social transition; Global policies.

Financiación

Esta investigación se inscribe dentro de proyecto “PID2022-140281OB-I00, Indicador de Responsabilidad Mediática para la comunicación de las transiciones eco-sociales”, *Ministerio de Ciencia e Innovación, España*.

1. Introducción

En la actualidad existe una aparente sintonía entre la digitalización y la transición ecológica. A medida que avanzamos hacia un mundo más tecnológico vemos surgir cada vez más soluciones digitales que buscan contribuir a la sostenibilidad del planeta. Por ejemplo, la automatización de procesos industriales puede optimizar el uso de la energía y minimizar los residuos y emisiones, o mejorar el consumo de energía y agua en edificios y hogares, así como mejorar la eficiencia de varios sectores de la economía (*International Energy Agency, 2017*) como la agricultura (**Altieri; Nicholls, 2020**).

La llegada de la inteligencia artificial no ha hecho sino reforzar esta visión optimista. Por ejemplo, en un sentido global, se estima que la inteligencia artificial (IA) podría ayudar a conseguir 134 de los indicadores para cumplir con los objetivos de desarrollo sostenible..., aunque también podría poner trabas a la consecución de 59 (**Vinuesa et al., 2020**). En el ámbito medioambiental específicamente, no dejan de surgir estudios que afirman las aportaciones que la IA puede realizar para, por ejemplo, mejorar la eficiencia en las emisiones de CO₂ (**Wu et al., 2025**), reforzar la sostenibilidad ambiental del uso de la energía en las ciudades (**Guo et al., 2025**) o el apoyo que realizan en la transición hacia las energías renovables (**Slimani et al., 2025**).

Si bien la tecnología digital, en general, y la IA, en particular, ofrecen soluciones potenciales para mitigar el cambio climático, su propio consumo de energía y de recursos naturales, la contaminación que producen en los ecosistemas, y su generación de residuos y de emisiones de gases de efecto invernadero (GEI) suponen un problema por partida doble: por el crecimiento exponencial de su impacto en el medio ambiente y por su invisibilidad en la construcción de un relato dominante que sigue sosteniendo de manera confusa al capitalismo fosilista. Esta invisibilización apela directamente al ámbito de la comunicación.

El carácter determinista de ese relato hace olvidar que estamos ante un fenómeno más político que técnico, y que un análisis profundo de la situación requiere identificar todos los factores que se ven involucrados en el desarrollo tecnológico, empezando por los intereses que lo invocan. Tradicionalmente, las Ciencias de la Comunicación no han prestado mucha atención a la materialidad de las tecnologías y su impacto sobre el medioambiente. **Richard Maxwell y Toby Miller**, pioneros en generar esta vinculación, sostienen dos razones que explicarían esta realidad:

“First, a cult of humanism adores the cultural devolution afforded by consumer technologies that generate millions of texts and address viewers and users as

empowered. Second, a cult of scientism adores the mathematization of daily life afforded by the digital and its associated research surveillance of everyday life." (**Maxwell; Miller**, 2012: 11).

La Educación Mediática, aquella destinada a promover una ciudadanía capaz de realizar un uso más crítico, consciente y sostenible de los medios de comunicación y las herramientas digitales, tampoco ha destacado por su atención al impacto material de los dispositivos tecnológicos (**Tucho et al.**, 2014), a pesar de los importantes aportes de pioneros en la materia como **Antonio López** (2014; 2021). No es de extrañar, pues, que aunque la formación sobre el impacto de las TIC sobre el medioambiente es parte del *Marco Común de Competencia Digital Docente (MCCDD)* publicado en España en 2017 por el *Instituto Nacional de Tecnologías Educativas y Formación del Profesorado*, revisado posteriormente en 2022, su presencia sea testimonial en los cursos que el propio *INTEF* ofrece al profesorado sobre el *MCCDD* (**González de Eusebio et al.**, 2021).

Efectivamente, los análisis basados en el determinismo tecnológico pueden confundirnos con la idea simplista de que la tecnología soluciona los problemas ambientales. Esta confusión se convierte en riesgo al eclipsar la urgencia de tomar medidas concretas precisamente frente al impacto social y medioambiental que generan estas tecnologías para minimizar la huella de carbono, reducir el expolio de recursos minerales y proteger las vidas humanas que se ven amenazadas por su extracción y en la fabricación de dispositivos, así como frenar la acumulación descontrolada de residuos electrónicos (**Tucho et al.**, 2017). La tecnología en sí misma no es suficiente para afrontar el cambio climático: se requieren cambios más profundos en la estructura económica y social para reducir la huella de carbono y las demás formas de contaminación a las que contribuye la digitalización de manera creciente

Solo cuando se asume esta necesaria prevención frente al determinismo tecnológico es posible enfocar adecuadamente el debate. En primer lugar, la tecnología digital impacta en el medioambiente desde el diseño de sus múltiples y numerosos dispositivos hasta la gestión de sus residuos tras ciclos de vida cada vez más cortos y con una imparable huella de carbono generada por su uso (**Tucho et al.**, 2024). En segundo

lugar, este creciente impacto genera un fenómeno de invisibilidad por el que la digitalización eclipsa el derroche energético inherente al capitalismo fosilista vigente desde hace más de dos siglos (**Fernández Durán; González-Reyes**, 2018; **Moore**, 2020; **Taibo**, 2020) y que se está viendo aún más acrecentado a partir de la pandemia de Covid-19 y con la emergencia de la Cuarta Revolución Industrial promovida por los poderes tecnofinancieros (**Pigem**, 2021).

La ceguera que produce el cortocircuito del falso binomio entre digitalización y ecología es parte de ese determinismo tecnológico [las conocidas como “twin transitions”, transición verde y transición digital (*OCDE*, 2022)]. La tecnología no es autónoma ni independiente de los factores económicos, políticos, culturales y sociales (**Winner**, 2020).

Como afirmaba **Brevini** (2020: 4),

“the acceleration of the impact of human interventions on the Earth’s ecosystems identified by climate research coincides with significant rushing and development of communication and computational systems”. ¿Hasta qué punto se espera que los desarrollos tecnológicos vengan a solventar problemas que ellos mismos han generado?

La llegada de la inteligencia artificial (IA) generativa ha supuesto, como decíamos, un nuevo episodio en esta larga serie de la relación entre la especie humana y el impacto de sus desarrollos tecnológicos. Son múltiples los debates éticos y sociales que han surgido sobre los “efectos colaterales” de esta nueva tecnología, por ejemplo, en relación a los sesgos, la privacidad, el aumento de la vigilancia exhaustiva, los derechos de autoría, la protección de datos, la desaparición de puestos de trabajo y un largo etcétera (**Flores-Vivar; García-Peña**, 2023; **Alonso**, 2024).

En la línea de lo referido en los párrafos anteriores, nuestro estudio se focaliza en uno de los debates menos atendidos socialmente a pesar del contexto de emergencia climática en el que vivimos: el impacto de la inteligencia artificial generativa sobre el medioambiente. El objetivo principal del estudio es conocer la dimensión de tal impacto a fin de alimentar una reflexión que consideramos imprescindible para enmarcar los debates sobre los usos de la IA en los entornos comunicativos y educomunicativos.

Este estudio se focaliza en uno de los debates menos atendidos socialmente a pesar del contexto de emergencia climática en el que vivimos: el impacto de la inteligencia artificial generativa sobre el medioambiente

2. Metodología

Para recopilar el mayor número posible de estudios que investigaran el impacto medioambiental de la inteligencia artificial hemos realizado un búsqueda exhaustiva en bases de datos a través de palabras clave combinado con la técnica de “bola de nieve” aplicada a la creación del estado del arte hasta obtener un cuerpo lo suficientemente amplio y significativo que pudiera cumplir con nuestro fin. Somos conscientes de que han podido quedar investigaciones fuera de nuestra búsqueda, pero consideramos

que la cuarentena de estudios analizados ofrecen la suficiente robustez a los resultados para cumplir el objetivo de acercarnos a radiografiar el impacto de la IA en el medioambiente a fin de alimentar el debate sobre sus usos. No es objetivo de este estudio llegar a una conclusiones definitivas ni definitorias sobre ello (conclusiones, por otra parte, que los propios investigadores están lejos de alcanzar a la luz de los resultados que presentamos a continuación).

3. Resultados: el impacto medioambiental de la inteligencia artificial

3.1. "AI for sustainability" vs "Sustainability of AI"

Son muchas las investigaciones, más o menos parciales, que muestran las virtudes que presenta la IA en favor del medioambiente, en lo que se conoce como "AI for sustainability" o "AI for green" (**Nishant et al.**, 2020; **Kwame et al.**, 2022; **Schoormann et al.**, 2023; **Yadav; Singh**, 2023; **Wang et al.**, 2024; además de las ya citadas en la introducción). También hay instituciones supranacionales que se han hecho eco de ellas (OCDE, 2022; *Official Journal of the European Union*, 2024), y que en boca de las empresas tecnológicas, se envuelven en un halo marketiniano imbuido de determinismo tecnológico en forma de "greenwashing", como denuncian algunos autores y autoras (**Brevini**, 2020; **Dauvergne**, 2022). La población, al menos en una investigación realizada en Alemania, parece estar de acuerdo en ver a la IA más como parte de la solución que del problema (**Akyürek et al.**, 2022).

Sin negar los avances que la IA puede traer en favor del medioambiente, el problema es que estos estudios en la línea de "AI for sustainability" tienden en muchos casos a obviar, infravalorar o tratar superficialmente los impactos que esos mismos desarrollos de IA tienen sobre el ecosistema. Como afirmaban **Ligozat y Luccioni** (2022), cuando se propone un modelo de "AI for green", la ganancia que se va a obtener medioambientalmente debería ser superior a los impactos negativos que este modelo va a generar. De la sesentena de investigaciones sobre "AI for green" que analizaba su equipo, cerca de la mitad omitía cualquier evaluación medioambiental del modelo de IA investigado, aunque su foco se centrase en aplicaciones para hacer frente al cambio climático. Una decena de estos estudios realizaba una mención general sobre los impactos y dos decenas presentaban algunas palabras sobre las ganancias medioambientales pero sin ninguna evaluación cuantitativa, o basadas exclusivamente en estimaciones indirectas.

En general, los impactos medioambientales de la IA no han sido objeto de interés hasta hace apenas seis años con el trabajo seminal de **Strubell, Ganesh y McMallum** (2019). Hasta entonces, como señalaban entre otros **Schwartz et al.** (2020) y **Henderson et al.** (2020), la mayoría de las investigaciones en IA y *machine learning* no se preocupaba de su impacto en el medioambiente y se centraba fundamentalmente en lograr incrementos en la precisión de sus resultados. Es cierto que a partir de esa fecha, quizás por el contexto creciente de sensibilización hacia la crisis medioambiental, la preocupación entre los investigadores ha ido aumentando, lo cual se ha manifestado en varios frentes (**Ligozat et al.**, 2022; **Luccioni; Hernández-García**, 2023):

- (1) aumento de investigaciones empíricas sobre el impacto, especialmente en cuanto a consumo energético y emisiones de CO2e¹;
- (2) desarrollo del concepto "Green AI" (**Schwartz et al.**, 2020; **Alonso**, 2024) – una IA que tenga en cuenta su impacto socioambiental– frente a la "Red AI"– que sólo prima los resultados sin escatimar en recursos, o en palabras de **Alonso**, "comprar rendimiento a base de usar de forma bruta potencia computacional aunque lo que se gane no sea proporcional" (*op.cit.*), lo cual además deja los desarrollos de grandes modelos de IA en pocas manos capaces de costear infraestructuras de grandes dimensiones–;
- (3) creación de herramientas y métodos para medir el impacto de los desarrollos de IA, como "Carbontracker" (**Wolff et al.**, 2020), "Code carbon", "Experiment impact tracker", "Green algorithms"; y
- (4) desarrollo de algoritmos y arquitecturas más eficientes, entre otras.

Alzoubi y Mishra identificaron y evaluaron 55 iniciativas de Green AI, concluyendo en la necesidad de profundizar en la investigación empírica sobre muchas de ellas (2024).

Con todo, muchas de estas investigaciones –como ponen de relieve varios/as autores/as (**Ligozat et al.**, 2022; **Luccioni; Hernández-García**, 2023; **Guldner y Murach**, 2023)– tenían una visión de los impactos muy reduccionista, centrándose exclusivamente en el consumo energético y las consecuentes emisiones de gases de efecto invernadero, y a veces solo de la fase de entrenamiento del modelo de IA, sin tener en cuenta el resto de fases, como la de inferencia² cuando se pone el servicio en uso y que normalmente supone un mayor consumo, ni tampoco una visión amplia del impacto de todo el ciclo de vida del desarrollo de IA.

Muchas de las investigaciones sobre Green AI se centraban exclusivamente en el consumo energético y las consecuentes emisiones de gases de efecto invernadero, y a veces solo de la fase de entrenamiento del modelo de IA, sin tener en cuenta la de inferencia

Los cálculos aislados de una sola tecnología, con las estimaciones que conllevan, son siempre complejas y en permanente discusión. Igual ocurre con los impactos de la IA (**Castro**, 2024; **Luers et al.**, 2024).

Con todas sus limitaciones y consideraciones, veamos algunos datos que nos aporan las investigaciones sobre el impacto directo de la IA.

¹ Dióxido de carbono equivalente: Unidad de medida universal utilizada para expresar el Potencial de Calentamiento Global (PCG) de cada gas de efecto invernadero, expresado como el PCG de una unidad de dióxido de carbono.

² La inferencia es la capacidad de los modelos de IA para reconocer patrones y sacar conclusiones a partir de información que no han visto antes. Si *machine learning* utiliza algoritmos y datos de entrenamiento para hacer que la IA imite la forma en que aprenden los humanos, la inferencia aplica lo que el modelo ha aprendido para decidir, predecir o extraer conclusiones a partir de los datos.

3.2. Impacto de la inteligencia artificial

El estudio pionero de **Strubell, Ganesh y McMallum** (2019) situaba las emisiones de CO₂e de un modelo grande de procesamiento de lenguaje natural en 284 Kg, cinco veces más que las emisiones de un vehículo medio durante toda su vida. Un estudio similar, llevado a cabo por personal de *Google*, ahondaba en el consumo de varios grandes modelos, entre ellos *GPT-3*, situando las emisiones de su entrenamiento en 552 toneladas de CO₂e (para un consumo energético de 1.287 MWh), emisiones equivalentes a tres vuelos ida y vuelta entre Nueva York y San Francisco, según estimaciones de los propios autores. El tiempo total de entrenamiento de *GPT-3* se estimó en más de 3,5 millones de horas (14,8 días con 10.000 GPUs) (**Patterson et al.**, 2021). En el caso de *GPT-4*, su entrenamiento habría llegado a un consumo de 7.200 MWh (**Kshetri**, 2024).

Nótese que aunque puedan parecer cantidades abultadas de emisiones, sólo se está midiendo la fase de entrenamiento del modelo, sin tener en cuenta fases previas de preparación antes del entrenamiento y la fase de inferencia, cuando el modelo se pone realmente en servicio. La proporción entre la fase de entrenamiento e inferencia depende mucho del tipo de modelo. Datos globales de grandes tecnológicas implicadas en la nube, como *Nvidia* y *Amazon Web Services*, apuntaban que el 90% de la demanda de computación en la nube sería para la inferencia (**Patterson et al.**, 2021). Datos más recientes ofrecidos por *Meta* señalan que la inferencia representa aproximadamente un tercio de su huella de carbono de *machine learning*, mientras que el resto se debe a la gestión de datos, el almacenamiento y el entrenamiento (**Luccioni et al.**, 2022). Para el caso concreto de *Facebook*, según reportan ingenieros/as de *Facebook AI* (**Wu et al.**, 2022), en las aplicaciones de recomendaciones basadas en IA, dominantes en *FB*, la proporción entre entrenamiento e inferencia sería del 50-50. Sin embargo, para su modelo de traducción, la inferencia asciende al 65% del consumo de recursos. Estimaciones de *Schneider Electric*, por su parte, calculan que el 80% de la carga de trabajo de IA en los centros de datos en 2023 corresponde a la inferencia y el 20 por ciento al entrenamiento (**Castro**, 2024).

Con todo, aunque sean cifras variables, como señalaban **Ligozat y Luccioni** (2021), a pesar de que cada pasada por el modelo tiene un menor impacto en relación con la totalidad de la fase de entrenamiento, el hecho de que cada vez haya más modelos dinámicos de aprendizaje automático siempre activos y listos para su uso irá generando acumulación de emisiones día tras día. Es decir, aunque el entrenamiento de una herramienta como *ChatGPT* implique un alto consumo de energía y sus consecuentes emisiones, los más de 6.000 millones de visitas mensuales que recibe en su

Aunque el entrenamiento de una herramienta como *ChatGPT* implique un alto consumo de energía y sus consecuentes emisiones, los más de 6.000 millones de visitas mensuales que recibe en su web (datos de octubre 2025), con una media de duración de 12 minutos y medio, estarían multiplicando continuamente la cantidad de emisiones

web (datos de octubre 2025), con una media de duración de 12 minutos y medio (**Duarte**, 2025), estarían multiplicando continuamente esa cantidad de emisiones.

Según datos recogidos por **Yu et al.** (2024), el consumo de energía para la inferencia de GPT-3 se estimó en 160 veces superior por año al del proceso de entrenamiento en 2023, pero dado el aumento explosivo de la demanda en el uso de IA, la ratio entre inferencia y entrenamiento podría ser superior a 1000 en favor de la primera.

No existen datos actuales directos sobre impacto del uso de GPT-4, pero cálculos del *Instituto de la Ingeniería de España* publicados por la agencia *Europa Press* situaban el consumo de energía de una búsqueda en *ChatGPT* entre 3 y 33 veces superior al de una búsqueda en *Google* (*Europa Press*, 2023), aunque otras estimaciones –aún por contrastar–, recogidas por **Van Rijmenam** (2023), lo elevarían hasta mil veces (esto antes de que *Google* empezara a utilizar la IA en su buscador). Según datos publicados por el diario *La Vanguardia* (**Sanuy**, 2023), los sistemas de IA respondían en 2023 a 195 millones de solicitudes por día, aproximadamente, lo cual se traduciría en un consumo promedio de 564 MWh al día, 60 veces más que el consumo promedio diario de un hogar español.

Estos datos se han ido incrementando a lo largo de los años: si el entrenamiento de un modelo de *machine learning* en 2015-16 suponía de media la emisión de 487 toneladas de CO₂e, para 2020-22 se había incrementado a 2.020 toneladas (**Luccioni; Hernández-García**, 2023). Y aunque la eficacia energética de los sistemas se incrementa con el tiempo, esto podría estar generando un efecto rebote: más eficacia impulsa a aumentar el consumo (**Akyürek et al.**, 2022; **Wu et al.**, 2022; **Dauvergne**, 2022; **Ligozat et al.**, 2022; **Alnafrah**, 2025). No en vano, *Google* afirmaba que las cargas de trabajo de *machine learning* habrían representado un 15% de su consumo total de energía entre 2019 y 2021 (OCDE, 2022). Es más, atendiendo a los planes de *Microsoft* y *Google* de sumar la IA a sus buscadores habituales, cuyo uso está muy por encima de la utilización de modelos aislados como *ChatGPT*, la potencia computacional necesaria se podría multiplicar por cuatro o cinco para cada búsqueda, con el incremento de consumo energético que podría implicar (**Stokel-Walker**, 2023). **Schwartz et al.** (2020) recogen cómo las necesidades de cálculo de los sistemas avanzados de IA se habrían multiplicado por 300.000 entre 2012 y 2018.

Impulsados por la demanda de la IA, según cálculos de su *Department of Energy*, en EEUU los centros de datos para 2028 demandarán como mínimo 325 teravatios hora (TWh), es decir, más de la que consumen en un año países enteros como España (246 TWh), Reino Unido (287 TWh) o Italia (298 TWh) (**Pascual**, 2025a).

Con este aumento continuo de la demanda, no sería de extrañar que fueran ciertas las estimaciones que hablan de que para 2027

Con el aumento continuo de la demanda, no sería de extrañar que fueran ciertas las estimaciones que hablan de que para 2027 la IA podría consumir anualmente entre 85 y 134 TWh, el equivalente al consumo energético de los Países Bajos

la IA podría consumir anualmente entre 85 y 134 TWh, el equivalente al consumo energético de los Países Bajos (**De Vries**, 2023). Según datos recogidos por **Yu et al.** (2024), la demanda energética de la IA ya habría alcanzado los 108 TWh, comparable al consumo anual de energía primaria de algunos países pequeños y medianos como Islandia (63,7 TWh en 2022), República Popular de Corea, (99,6 TWh en 2021) o Irlanda (186,0 TWh en 2022). Y las emisiones de CO₂e asociadas a este consumo energético, según estos mismos autores, podría alcanzar los 102,6 Mt. En comparación, las emisiones de CO₂ per cápita en el mundo son de 4,7 t CO₂eq/a, lo que significaría que las emisiones de carbono de los sistemas de IA emitirían tanto como 21,8 millones de personas en un año. A escala mundial, esta cantidad también supera las emisiones anuales de carbono de más de 137 países de todo el mundo en 2022, por ejemplo, República Popular Democrática de Corea (80,6 Mt), Irlanda (74,0 Mt) y Noruega (72,6 Mt) (**Yu et al.**, 2024). Otras estimaciones sugieren que para 2027 el consumo mundial de energía relacionado con la IA podría ser 10 veces mayor que en 2023 (**Luers et al.**, 2024).

3.2.1. Impacto del ciclo completo de vida de la IA

A esta ecuación del impacto energético tenemos que añadir como variable otras fases del ciclo completo del consumo energético, aparte de las de entrenamiento y de inferencia: desde la extracción de materias primas, pasando por la manufactura de los equipos necesarios para desarrollar el modelo de IA, su transporte y el fin de vida de los equipos necesarios. **Luccioni, Viguer y Ligozat** (2022) realizaron la primera aproximación para medir el impacto de un modelo de *LLM (large language model)*, el *BigScience Large Open-science Open-access Multilingual Language Model (BLOOM)*, con un número similar de parámetros a *ChatGPT-3*. Excluyendo la fase de extracción de materias primas y de fin de vida, para las cuales no se contaba con suficiente información, se tuvieron en cuenta la manufactura de los equipamientos directos para la implementación del modelo (sin tener en cuenta infraestructuras como las redes, equipos de enfriamiento, etc.), las fases de entrenamiento del modelo y su posterior fase de inferencia (medida a lo largo de 15 días únicamente como prueba piloto). Las emisiones asociadas al consumo medido para alimentar el equipamiento durante la puesta en marcha del modelo ascendieron a 24,7 toneladas de CO₂e. Sumando el impacto de la manufactura y del consumo total del equipamiento empleado, el dato ascendió a 50,5 toneladas (aun siendo casos siempre únicos, extrapolar estos datos a estudios previos implicaría, pues, duplicar el dato de emisiones al tener en cuenta una visión más amplia del impacto del desarrollo de un modelo de IA). A ello habría que sumar los datos de inferencia, que se estimaron en 19 Kgs de CO₂e al día. Nótese que los investigadores descubrieron que el 75% del consumo en la inferencia se producía simplemente para mantener el modelo en la memoria del equipo aun sin ser utilizado.

El menor consumo de *BLOOM* durante la fase de entrenamiento frente a otros modelos como *GPT-3* (20 veces menos) fue atribuido por los investigadores al tipo de energía más o menos renovable utilizada para alimentar el equipo, que depende directamente del mix energético del lugar donde se ubica. De hecho, uno de los factores que se revelan como clave a la hora de reducir el impacto del entrenamiento de un modelo de IA es el porcentaje de energías renovables en la ubicación. Siguiendo el ejemplo

dado por **Henderson et al.** (2020), implementarlo en Quebec supondría un impacto 30 veces menor que en Estonia. **Luccioni y Hernández-García** (2023) señalaban que esta diferencia podría ascender hasta 60 veces pero que la mayoría de los modelos estudiados dependía excesivamente de combustibles fósiles. No en vano, los dos principales países donde se han venido entrenando los modelos son EEUU y China, que se sitúan en el extremo superior del espectro del carbono, con emisiones de 350 gCO₂e/kWh y superiores. Sumado a ello, ante la creciente demanda de energía, EEUU está estudiando reabrir centrales nucleares o instalar las llamadas “centrales nucleares de bolsillo” adosadas a los centros de datos (**Pascual**, 2025a).

Con todo, la estrategia de buscar servidores en países menos dependientes de los combustibles fósiles es válida para la fase de entrenamiento pero no para la de inferencia, pues en este caso los servidores deben estar cerca de los/as usuarios/as para evitar una latencia alta.

3.2.2. Consumo de agua de la IA

Hasta ahora todos los datos giran en torno al consumo energético y las consiguientes emisiones de CO₂e. Pero el impacto de la IA, como de otros desarrollos tecnológicos, se extiende más allá: otra variable a sumar al impacto de la IA es su consumo de agua. Según estimaciones realizadas por **Li et al.** (2023), entrenar GPT-3 habría consumido 700.000 litros de agua limpia (5,4 millones de litros si se sumara el agua empleada para generar la energía necesaria para alimentar el equipamiento) a lo que se añadiría medio litro por cada 10-50 respuestas que ofrece (en función de cuándo y dónde sea realizada). Según estimaciones del investigador de la *University of California Riverside* Shaolei Ren, si uno de cada diez trabajadores de Estados Unidos utilizara ChatGPT una vez a la semana, se consumirían en un año 435 millones de litros, el equivalente al consumo de todos los hogares del estado de Rhode Island (más de un millón de habitantes) en un día y medio (*Noticias Financieras*, 2024).

ChatGPT-4 fue entrenado en el cluster de centros de datos que *Microsoft* posee en Iowa, un estado que durante la mayor parte del año cuenta con unas temperaturas lo suficientemente bajas para refrescar los equipos con el aire ambiental. Pero cuando llegan los meses de verano, se debe recurrir al uso de agua. En julio de 2022, el mes anterior a que *OpenAI* completara el entrenamiento de GPT-4, *Microsoft* consumió en este cluster más de 40 millones de litros de agua, aproximadamente el 6% de todo el agua consumida en el distrito en ese mes según datos de la compañía de aguas (**O'Brien; Fingerhut**, 2023).

Y es que los efectos del cambio climático, con el aumento de las temperaturas, predicen un aumento del consumo de agua para refrigeración. Así por ejemplo, poniendo un ejemplo cercano, alegando esta cuestión, *Amazon Web Services* solicitó a finales

Uno de los factores que se revelan como clave a la hora de reducir el impacto del entrenamiento de un modelo de IA es el porcentaje de energías renovables en la ubicación. Implementarlo en Quebec supondría un impacto 30 veces menor que en Estonia.

de 2024 a las autoridades aragonesas un aumento del consumo hídrico máximo de 36,4 a 53,9 millones de litros anuales en cada uno de sus tres complejos en la región, un aumento de un 48% (**Pascual**, 2025b).

En una mirada global, **Li et al.** (2023) señalaron que el consumo acumulado de *Google*, *Microsoft* y *Meta* en 2022 alcanzó los 2,2 miles de millones de litros, equivalente al consumo de dos Dinamarcas, incluyendo consumo municipal, industrial y agrícola. El aumento de *Google* respecto a 2021 fue de un 20% y el de *Microsoft*, de un 34%.

"Such significant increases are likely attributed in part to the growing demand for AI", señalan los autores" (**Li et al.**, 2023: 2).

De acuerdo con su *Department of Energy*, en 2023 los centros de datos de EE.UU. usaron unos 66.000 millones de litros de agua solo para los sistemas de refrigeración, sin tener en cuenta el agua usada para generar la energía. Para 2028, la cifra podría alcanzar los 124.000 millones de litros (**Pascual**, 2025).

Si fueran ciertos los datos aportados por **De Vries** (2023) en relación a alcanzar para 2027 un consumo anual de entre 85 y 134 TWh, la demanda de agua de la IA global podría dispararse hasta los 4.200-6.600 millones de metros cúbicos, lo que superaría el consumo total anual de agua de entre 4 y 6 Dinamarcas o la mitad del Reino Unido. La demanda de servicios de IA se espera que aumente un 30-40% anualmente los próximos 5-10 años (**Luers et al.**, 2024), por lo que es de esperar, a pesar de las mejoras en eficiencia, que todas estas cifras podrían continuar aumentando.

4. Discusión y conclusiones

Según los cálculos que se estimen, se puede pensar que "The environmental footprint of AI is staggering" (**Wu et al.**, 2022: 10) o que "The direct impacts of AI on climate so far are relatively small" (**Luers et al.**, 2024: 718) --aunque estos últimos autores reconocen cómo su afirmación hace referencia solo a los impactos directos--, los indirectos son todavía inciertos.

Los investigadores sí parecen estar de acuerdo en que si la IA ha llegado para quedarse, sin duda lo menos que podemos exigir es abandonar una "Red AI" insostenible que sólo prima el rendimiento sin tener en cuenta parámetros de sostenibilidad, hacia una "Green AI" que sólo se desarrolle si realmente el beneficio va a ser mayor que el impacto global que va a tener, midiéndose en todo su ciclo de vida (**Van Wynsberghe**, 2021). Sin olvidar que aunque el impacto ambiental de la digitalización es global, los efectos no se distribuyen por igual sino que recaen especialmente en los países del Sur Global, que, en palabras de la *Conferencia de las Naciones Unidas sobre Comercio y Desarrollo*, "soportan una carga desproporcionada de los costos y obtienen escasos beneficios"

Pero más allá de esto, que debería darse por descontado, necesitamos hacer otras reflexiones. En su conferencia "Inteligencia artificial verde y responsable. Un nuevo paradigma para un futuro más sostenible", **Alonso** (2024) sostenía que

"la privacidad, los sesgos, la posibilidad de manipulación y vigilancia exhaustiva, la responsabilidad, la sostenibilidad, el monopolio tecnológico son verdaderos problemas reales" asociados al desarrollo de la IA.

Frente a ellos, su respuesta era:

"necesitamos empresas y poderes públicos con códigos éticos y morales, y ciudadanos más y mejor informados y críticos".

No en vano, el sólido estudio de **Alnafrah** (2025) analizando el despliegue de la IA y su impacto medioambiental en 56 países a lo largo de una década (2013-2023) confirma el alto impacto que conlleva tanto en incremento de emisiones de CO₂e como en degradación ambiental en conjunto especialmente en contextos sin políticas ambientales sólidas. Y es que, como muestra el autor, se necesitan regulaciones ambientales estrictas para encaminar y contrarrestar los efectos negativos del desarrollo de la IA, que deberían ser globales al ser también globales sus efectos como decíamos, ya que sin ellas

"AI technologies tend to follow energy-intensive paths driven by market efficiency rather than environmental considerations."

Estas conclusiones son una llamada clara para incluir este debate en los programas de educación mediática a fin de lograr una ciudadanía capaz de tomar posiciones más críticas. Más aún si tenemos en cuenta que tales respuestas públicas son hasta la fecha cuanto menos tibias.

La aprobación del *Reglamento de Inteligencia Artificial de la Unión Europea* (2024) nos ofrece algunas pistas para reflexionar a este respecto. Esta normativa se presenta como modelo a seguir para futuras legislaciones en otras latitudes aunque no es de esperar que los polos principales de desarrollo de la IA --EEUU y China-- tengan mucho interés en seguir su estela.

Por un lado, es necesario preguntarse sobre cuál es el valor fundamental que prima a la hora de regular la IA. La propuesta inicial de la *Comisión Europea* señalaba como objetivo del *Reglamento*:

"to improve the functioning of the internal market by laying down a uniform legal framework in particular for the development, marketing and use of artificial intelligence in conformity with Union values", y en segundo lugar, promover "a high level of protection of health, safety and fundamental rights" (*European Union*, 2021).

Es decir, primero el mercado, después el interés general.

La enmienda 140 aprobada por el *Parlamento Europeo* el 14 de junio de 2023 invertía el orden, destacando en primer lugar la promoción:

"the uptake of human-centric and trustworthy artificial intelligence and to ensure a high level of protection of health, safety, fundamental rights, democracy and the rule of law, and the environment from harmful effects of artificial intelligence systems in the Union while supporting innovation." (*European Parliament*, 2023)

Finalmente, el 13 de marzo de 2024 se aprobó el *Reglamento* definitivo, que propone:

"To improve the functioning of the internal market by laying down a uniform legal framework in particular for the development, the placing on the market, the putting into service and the use of artificial intelligence systems (AI systems) in the Union, in accordance with Union values, to promote the uptake of human centric and trustworthy artificial intelligence (AI) while ensuring a high level of protection of health, safety, fundamental rights as enshrined in the *Charter of Fundamental Rights of the European Union* (the 'Charter'), including democracy, the rule of law and environmental protection, to protect against the harmful effects of AI systems in the Union, and to support innovation." (*European Council*, 2024)

Queda claro, pues, que se da prioridad al desarrollo del mercado frente al de los valores.

Por otro lado, ciertamente, la normativa europea recoge cierta preocupación por el impacto medioambiental de la IA, las enmiendas introducidas por el *Parlamento Europeo* en junio de 2023 hacían especial hincapié en que los sistemas de IA pueden tener un gran impacto medioambiental y un elevado consumo de energía durante su ciclo de vida, obligando a los sistemas de IA a tener en cuenta los métodos correspondientes al estado de la técnica y las normas aplicables pertinentes para reducir el consumo de energía, el uso de recursos y la generación de residuos, así como para aumentar la eficiencia energética, y la eficiencia general del sistema (*European Parliament*, 2023), e incidiendo en varias medidas para garantizar este proceder. Sin embargo, el *Reglamento* finalmente aprobado en marzo de 2024 descafeína estas obligaciones, reduciéndolas fundamentalmente a peticiones de información sobre estas cuestiones para avanzar en procesos de normalización y elaboración de códigos voluntarios de conducta.

¿En quién debemos confiar entonces para que los desarrollos basados en IA estén realmente al servicio de las personas y no exclusivamente del mercado, para que la sostenibilidad de la propia IA no ponga en riesgo sus aportes a la sostenibilidad del planeta?

Como hemos señalado, el abordaje dominante en las Ciencias de la Comunicación no contempla –o lo hace de forma muy tangencial– el impacto material del entramado tecnológico en el medio ambiente, incluyendo los nuevos desarrollos de la IA. Las alarmas que consiguen hacerse oír son escasas y la mayoría de la población no parece ser consciente de los efectos negativos que conlleva una transformación digital rápida, ubicua y que tiende, de forma difícilmente remediable, a alcanzar cotas de universal. Siendo conscientes de los avances positivos que la digitalización supone en

muchos aspectos y para muchos grupos sociales, consideramos necesario incluir en los debates en el seno de las Ciencias de la Comunicación y de la Educomunicación un contrapunto, una llamada de atención sobre las consecuencias negativas y los riesgos medioambientales y socioeconómicos que quedan eclipsados por la sugerente forma en la que las sociedades digitales se imponen en nuestro día a día.

Como concluye **Alnafra** en su estudio,

"The AI revolution will transform economies and societies worldwide, but whether this transformation contributes to environmental sustainability or accelerates ecological destruction depends largely on the governance choices we make today." (2025)

5. Referencias bibliográficas

Akyürek, Sarah Yasemin; Kieslich, Kimon; Došenović, Pero; Marcinkowski, Frank; Laukötter, Esther (2022). Environmental sustainability of artificial intelligence. How does the public perceive the environmental footprint of artificial intelligence? *Factsheet No. 6 of the Artificial Intelligence Opinion Monitor*.

<https://www.cais-research.de/wp-content/uploads/Factsheet-6-KI-Sustainability.pdf>

Alnafra, Ibrahim (2025). The two tales of AI: A global assessment of the environmental impacts of artificial intelligence from a multidimensional policy perspective. *Journal of Environmental Management*, vol. 392, 126813.

<https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2025.126813>

Alonso, Amparo (2024). *Inteligencia artificial verde y responsable. Un nuevo paradigma para un futuro más sostenible*. Celebrada el 6 de marzo en la Real Academia de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales.

<https://www.youtube.com/watch?v=q6NuWbyY2RE>

Altieri, Miguel A.; Nicholls, Clara Inés (2020). Agroecology and the emergence of a post COVID-19 agriculture. *Agriculture and Human Values*, vol. 37, pp. 525–526.

<https://doi.org/10.1007/s10460-020-10043-7>

Alzoubi, Yehia Ibrahim; Mishra, Alok (2024). Green artificial intelligence initiatives: Potentials and challenges. *Journal of Cleaner Production*, vol. 468.

<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.143090>

Brevini, Benedetta (2020). Black boxes, not green: Mythologizing artificial intelligence and omitting the environment. *Big Data & Society*, 1–5.

<https://doi.org/10.1177/2053951720935141>

Castro, Daniel (2024). Rethinking concerns about AI's energy use. Center for Data Innovation.

<https://www2.datainnovation.org/2024-ai-energy-use.pdf>

Crawford, Kate (2021). *Atlas of AI: Power, politics, and the planetary costs of artificial intelligence*. Yale University Press.

Dauvergne, Peter (2020). *AI in the wild: Sustainability in the age of artificial intelligence*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.

Dauvergne, Peter (2022). Is artificial intelligence greening global supply chains? Exposing the political economy of environmental costs. *Review of International Political Economy*, 29:3, pp. 696-71.

<https://doi.org/10.1080/09692290.2020.1814381>

De Vries, Alex (2023). The growing energy footprint of artificial intelligence. *Joule*, 7 (10), pp. 2191-2194.

<https://doi.org/10.1016/j.joule.2023.09.004>

Duarte, Fabio (2025). Number of ChatGPT users (November 2025).
<https://explodingtopics.com/blog/chatgpt-users>

Europa Press (2023). Una consulta en ChatGPT consume tres veces más energía que en el buscador de Google. 28/07/2023.

<https://www.europapress.es/portaltic/sector/noticia-consulta-chatgpt-consume-tres-veces-mas-energia-buscador-google-20230728164651.html>

European Parliament (2023). Amendments adopted by the European Parliament on 14 June 2023 on the proposal for a regulation of the European Parliament and of the Council on laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act) and amending certain Union legislative acts.

https://www.europarl.europa.eu/doceo/document/TA-9-2023-0236_EN.html

European Union (2021). Proposal for a regulation of the European Parliament and of the Council laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial intelligence act) and amending certain Union legislative acts.

<https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/HTML/?uri=CELEX:52021PC0206>

Fernández-Durán, Ramón; González-Reyes, Luis (2018). *En la espiral de la energía*. Vol. II, Colapso del capitalismo global y civilizatorio (2ª ed). Libros en Acción; Baladre.

Flores-Vivar, Jesús; García-Peña, Francisco-José (2023). Reflexiones sobre la ética, potencialidades y retos de la inteligencia artificial en el marco de la educación de calidad (ODS4). *Comunicar*, 74, pp. 37-47.

<https://doi.org/10.3916/C74-2023-03>

González-de-Eusebio, Javier; Carbonell, Alejandro; Gertrudix, Manuel; Tucho, Fernando (2021). La competencia digital docente como clave para un consumo sostenible de las TIC en el contexto de la crisis climática global. *Revista de educación ambiental y sostenibilidad*, 3(2), 2602.

https://doi.org/10.25267/Rev_educ_ambient_sostenibilidad.2021.v3.i2.2602

Guldner, Achim; Murach, Julien (2023). Measuring and assessing the resource and energy efficiency of artificial intelligence of things devices and algorithms. In: Wohlgemuth, V., Naumann, S., Behrens, G., Arndt, HK., Höb, M. (eds). *Advances and New Trends in Environmental Informatics*. Enviroinfo 2022. Progress in IS. Cham: Springer.

https://doi.org/10.1007/978-3-031-18311-9_11

Guo, Qingbin; Peng, Yanqing; Luo, Kang (2025). The impact of artificial intelligence on energy environmental performance: Empirical evidence from cities in China. *Energy Economics*, vol. 141, 108136.

<https://doi.org/10.1016/j.eneco.2024.108136>

Henderson, Peter; Hu, Jieru; Romoff, Joshua; Brunskill, Emma; Jurafsky, Dan; Pineau, Joelle (2020). Towards the systematic reporting of the energy and carbon footprints of machine learning. *Journal of Machine Learning Research* 21, pp. 1-43.

<https://arxiv.org/abs/2002.05651>

International Energy Agency (2017). *Digitalisation & Energy*.

<https://www.iea.org/reports/digitalisation-and-energy>

Jackson, Tim (2016). *Prosperity without growth*. 2nd edition. London: Routledge.

<https://doi.org/10.4324/9781315677453>

Kshetri, Nir (2024). The environmental impact of artificial intelligence. *IT Professional*, vol. 26, n. 3.

<https://doi.org/10.1109/MITP.2024.3399471>

Kwame Nti, Emmanuel; Cobbina, Samuel Jerry; Attafuah, Eunice Efua; Opoku, Evelyn; Gyan, Michael Amoah (2022). Environmental sustainability technologies in biodiversity, energy, transportation and water management using artificial intelligence: A systematic review. *Sustainable Futures*, vol. 4, 100068.

<https://doi.org/10.1016/j.sfr.2022.100068>

Li, Pengfei; Yang, Jianyi; Islam, Mohammad A.; Ren, Shaolei (2023). Making AI less “thirsty”: Uncovering and addressing the secret water footprint of AI models. *arXiv*.

<https://arxiv.org/abs/2304.03271v3>

Ligozat, Anne-Laure; Lefevre, Julien; Bugeau, Aurélie; Combaz, Jacques (2022). Unraveling the hidden environmental impacts of AI solutions for environment. Life cycle assessment of AI solutions. *Sustainability*, 14, 5172.

<https://doi.org/10.3390/su14095172>

Ligozat, Anne-Laure; Luccioni, Sasha (2021). A practical guide to quantifying carbon emissions for machine learning researchers and practitioners. [Research report] MILA; LISN. 2021. hal-03376391

<https://hal.science/hal-03376391/document>

López, Antonio (2014). *Greening media education*. New York: Peter Lang.

López, Antonio (2021). *Ecomedia literacy: Integrating ecology into media Education*. New York: Routledge.

Luccioni, Alexandra Sasha; Hernández-García, Alex (2023): Counting carbon: A survey of factors influencing the emissions of machine learning. *arXiv*.

<https://arxiv.org/abs/2302.08476v1>

Luccioni, Alexandra Sasha; Viguier, Sylvain; Ligozat, Anne-Laure (2022). Estimating the carbon footprint of BLOOM, a 176b parameter language model. *arXiv*.

<https://arxiv.org/abs/2211.02001v1>

Luers, Amy; Koomey, Jonathan; Masanet, Eric; Gaffney, Owen; Creutzig, Felix; Lavista Ferres, Juan; Horvitz, Eric (2024). Will AI accelerate or delay the race to net-zero emissions? *Nature*, 628 (8009), pp. 718–720.

<https://www.nature.com/articles/d41586-024-01137-x>

Maxwell, Robert; Miller, Toby (2012). *Greening the media*. Oxford: Oxford University Press.

Moore, Jason W. (2020). *El capitalismo en la trama de la vida: Ecología y acumulación de capital*. Traficantes de Sueños.

Nishant, Rohit; Kennedy, Mike; Corbett, Jacqueline (2020). Artificial intelligence for sustainability: Challenges, opportunities, and a research agenda. *International Journal of Information Management*, vol. 53, 102104.

<https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102104>

Noticias Financieras (2024). The environmental impact of artificial intelligence: to write 100 words it consumes the energy of 14 LED lights on for one hour. En: *CE Noticias Financieras*, English ed.; Miami. 3 oct 2024.

O'Brien, Matt; Fingerhut, Hanna (2023). Artificial intelligence technology behind ChatGPT was built in Iowa — with a lot of water. *The Associated Press*, September 9, 2023.

<https://apnews.com/article/chatgpt-gpt4-iowa-ai-water-consumption-microsoft-f551fde98083d17a7e8d904f8be822c4>

OECD (2022). Measuring the environmental impacts of AI compute and applications: the AI footprint.

https://www.oecd.org/en/publications/measuring-the-environmental-impacts-of-artificial-intelligence-compute-and-applications_7babf571-en.html

Official Journal of the European Union (2024). Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence and amending regulations (Ec) No 300/2008, (Eu) No 167/2013,

(Eu) No 168/2013, (Eu) 2018/858, (Eu) 2018/1139 And (Eu) 2019/2144 And Directives 2014/90/Eu, (Eu) 2016/797 And (Eu) 2020/1828 (Artificial Intelligence Act).

https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/HTML/?uri=OJ:L_202401689

Pascual, Manuel (2024). Los centros de datos quieren tener sus propios reactores nucleares. *El País*, 30-04-2024.

<https://elpais.com/tecnologia/2024-04-30/los-centros-de-datos-quieren-tener-sus-propios-reactores-nucleares.html>

Pascual, Manuel (2025a). La IA consumirá en EE UU tanta energía como toda España". *El País*, 23-01-2025.

<https://elpais.com/tecnologia/2025-01-23/la-ia-consumira-en-ee-uu-tanta-energia-como-toda-espana.html>

Pascual, Manuel (2025b). Amazon pide un 48% más de agua para sus centros de datos de Aragón. *El País*, 22-03-2025.

<https://elpais.com/tecnologia/2025-03-22/amazon-pide-un-48-mas-de-agua-para-sus-centros-de-datos-de-aragon.html>

Patterson, David; Gonzalez, Joseph; Le, Quoc; Liang, Chen; Munguia, Lluis-Miquel; Rothchild, Daniel; So, David; Texier, Maud; Dean, Jeff (2021). Carbon emissions and large neural network training. *arXiv*.

<https://arxiv.org/abs/2104.10350v3>

Pigem, Jordi (2021). *Pandemia y posverdad: La vida, la conciencia y la cuarta revolución industrial* (1ª ed). Barcelona: Fragmenta Editorial.

Rolnick, David; Donti, Priya L.; Kaack, Lynn H.; Kochanski, Kelly; Lacoste, Alexandre; Sankaran, Kris; Ross, Andrew Slavin; Milojevic-Dupont, Nikola; Jaques, Natasha; Waldman-Brown, Anna; Luccioni, Alexandra; Maharaj, Tegan; Sherwin, Evan D.; Mukkavilli, S. Karthik; Kording, Konrad P.; Gomes, Carla; Ng, Andrew Y.; Hassabis, Demis; Platt, John C.; Creutzig, Felix; Chayes, Jennifer; Bengio, Yoshua (2019). Tackling climate change with machine learning. *arXiv*.

<https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.05433>

Sanuy, Ada (2023). Calculan que la industria de la IA consumirá tanta electricidad como Países Bajos en 2027. *La Vanguardia*, 14/10/2023.

<https://www.lavanguardia.com/tecnologia/20231014/9297305/calculan-que-la-industria-de-la-ia-consumira-tanta-electricidad-como-paises-bajos-en-2027-pmv.html>

Schoormann, Thorsten; Strobel, Gero; Möller, Frederik; Petrik, Dimitri; Zschech, Patrick (2023). Artificial intelligence for sustainability—A systematic review of information systems literature. *Communications of the Association for Information Systems*, 52.

<https://doi.org/10.17705/1CAIS.05209>

Schwartz, Roy; Dodge, Jesse; Smith, Noah; Etzioni, Oren (2020). Green AI. *Communications of the ACM*, 63-12, pp. 54–63.
<https://doi.org/10.1145/3381831>

Slimani, Sana; Omri, Anis; Ben Jabeur, Sami (2025). When and how does artificial intelligence impact environmental performance? *Energy Economics*, vol. 148, 108643.
<https://doi.org/10.1016/j.eneco.2025.108643>

Stokel-Walker, Chris (2023). The Generative AI race has a dirty secret. *Wired*, 10 Febr. 2023.
<https://www.wired.com/story/the-generative-ai-search-race-has-a-dirty-secret>

Strubell, Emma; Ganesh, Ananya; McCallum, Andrew (2019). Energy and policy considerations for deep learning in NLP. *57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*. Florence, Italy, July 2019.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.02243>

Taibo, Carlos (2020). *Colapso: Capitalismo terminal, transición ecosocial, ecofascismo* (4^a ed.: enero). Catarata.

Tucho, Fernando; García-de-Madariaga, José-María; Vicente, Miguel (2024). El reto de la sostenibilidad medioambiental de los medios en la era de las tecnologías digitales. En: Carrasco-Campos, Angel y Candón Mena, José (eds). *Sostenibilidad de los medios en la era digital. Economía política de los medios públicos, privados y comunitarios*. Comunicación Social.
<https://doi.org/10.5249/c5.emcs.30.tam5>

Tucho, Fernando; Masanet, María-José; Blanco, Saúl (2014). La cuestión medioambiental en la educación mediática: un reto pendiente. *ZER: Revista de Estudios de Comunicación*, 19(36), pp. 205-219.
<https://ojs.ehu.eus/index.php/Zer/article/view/13502>

Tucho, Fernando; Vicente, Miguel; García-de-Madariaga, José-María (2017). La cara oculta de la sociedad de la información: el impacto medioambiental de la producción, el consumo y los residuos tecnológicos. *Chasqui*, (136), pp. 45-61.
<https://revistachasqui.org/index.php/chasqui/article/view/3321>

UNCTAD (2024). *Informe sobre la economía digital*. Naciones Unidas.
<https://unctad.org/publication/digital-economy-report-2024>

Van Rijmenam, Mark (2023). Building a greener future: The importance of sustainable AI. *The Digital Speaker*.
<https://www.thedigitalspeaker.com/greener-future-importance-sustainable-ai>

Van Wynsberghe, Aimee (2021). Sustainable AI: AI for sustainability and the sustainability of AI. *AI Ethics*, 1, pp. 213–218.
<https://doi.org/10.1007/s43681-021-00043-6>

Vinuesa, Ricardo; Azizpour, Hossein; Leite, lolanda; Balaam, Madeline; Dignum, Virginia; Domisch, Sami; Felländer, Anna; Langhans, Simone Daniela; Tegmark, Max; Nerini, Francesco Fuso (2020). The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals. *Nature Communications*, 11:233.
<https://doi.org/10.1038/s41467-019-14108-y>

Wang, Quian; Li, Yuanfan; Li, Rongrong (2024). Ecological footprints, carbon emissions, and energy transitions: the impact of artificial intelligence. *Humanities and social sciences communications*, 11:1043.

<https://doi.org/10.1057/s41599-024-03520-5>

Winner, Langdon (2020). *The whale and the reactor: A search for limits in an age of high technology (2nd edition)*. Chicago: University of Chicago Press.

Wolff, Lasse F.; Kanding, Benjamin; Selvan, Raghavendra (2020). Carbontracker: Tracking and predicting the carbon footprint of training deep learning models. *arXiv*.
<https://arxiv.org/abs/2007.03051>

Wu, Carole-Jean; Raghavendra, Ramya; Gupta, Udit; Acun, Bilge; Ardalani, Newsha; Maeng, Kiwan; Chang, Gloria; Behram, Fiona Aga; Huang, James; Bai, Charles; Gschwind, Michael; Gupta, Anurag; Ott, Myle; Melnikov, Anastasia; Candido, Salvatore; Brooks, David; Chauhan, Geeta; Lee, Benjamin; Lee, Hsien-Hsin S.; Akyildiz, Bugra; Balandat, Maximilian; Spisak, Joe; Jain, Ravi; Rabbat, Mike; Hazelwood, Kim (2022): Sustainable AI: Environmental implications, challenges and opportunities. *arXiv*.

<https://arxiv.org/pdf/2111.00364v2>

Wu, Jie; Liu, Tao; Sun, Jiasen (2025). Impact of artificial intelligence on carbon emission efficiency: evidence from China. *Environmental Science and Pollution Research*, 32, pp. 19450–19461.

<https://doi.org/10.1007/s11356-023-31139-7>

Yadav, Manish; Singh, Gurjeet (2023). Environmental sustainability with artificial intelligence. *EPRA International Journal of Multidisciplinary Research (IJMR)*, 9(5).
<https://doi.org/10.36713/epra13325>

Yu, Yang; Wang, Jiahui; Liu, Yu; Yu, Pingfeng; Wang, Dongsheng; Zheng, Ping; Zhang, Meng (2024). Revisit the environmental impact of artificial intelligence: the overlooked carbon emission source? *Frontiers of Environmental Science & Engineering*, 18(12): 158.

<https://doi.org/10.1007/s11783-024-1918-y>