Revista Conocimiento Global, Vol. 11 (2), 2026, pp. 77-96
https://doi.org/10.70165/cglobal.v11i2.730

¿CUÁNTO FUTURO NOS ESTÁ COSTANDO EL PRESENTE DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL? REFLEXIONES SOBRE USO, CONSUMO DE RECURSOS NATURALES Y SOSTENIBILIDAD

HOW MUCH OF OUR FUTURE IS THE PRESENT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE COSTING US? REFLECTIONS ON USE, CONSUMPTION OF NATURAL RESOURCES, AND SUSTAINABILITY

Dagoberto Valencia Ortiz[1]
Libardo Ramón Polanía[2]
Dennyse María Patricia Hermosa Guzmán[3]

Cómo citar: Valencia Ortiz, D., Ramón Polanía, L., & Hermosa Guzmán, D. M. P. (2026). ¿Cuánto futuro nos está costando el presente de la inteligencia artificial? Reflexiones sobre uso, consumo de recursos naturales y sostenibilidad. *Conocimiento Global*, *11*(2), 77-96.
https://doi.org/10.70165/cglobal.v11i2.730

Resumen

La evaluación ambiental de la inteligencia artificial necesita relacionar recursos utilizados con finalidades y resultados. Este artículo analiza críticamente esa relación mediante una revisión documental de selección intencional, con consulta inicial cerrada el 30 de septiembre de 2026. Se articulan dos conjuntos de fuentes: estudios sobre usos, productividad y aprendizaje, y trabajos sobre energía, agua e infraestructura. La integración compara mecanismos y condiciones; no combina sus datos para estimar una huella por usuario. La síntesis muestra que las categorías de interacción describen demanda, mientras la utilidad requiere evidencia adicional sobre resultados. El uso personal puede producir beneficios relevantes, y el uso laboral puede incluir operaciones prescindibles. La intensidad ambiental varía según tarea, modelo, infraestructura y localización. Asimismo, la mejora por operación debe examinarse junto con frecuencia, repetición y expansión del servicio. Se propone la proporcionalidad socioambiental como marco conceptual que relaciona finalidad, beneficio verificable, alternativas, recursos, distribución y seguimiento. El marco carece de validación empírica y evita reducir dimensiones heterogéneas a una puntuación única. La suficiencia se plantea como elección de capacidad y frecuencia adecuadas a una necesidad, con garantías de acceso y revisión. La pregunta por el futuro se interpreta como examen de compromisos ambientales y responsabilidades intergeneracionales, sin anticipar que toda IA sea insostenible.

Palabras clave: inteligencia artificial generativa; patrones de uso; proporcionalidad socioambiental; suficiencia digital; sostenibilidad.

Recepción: 29 de agosto de 2026 / Evaluación: 20 de septiembre de 2026 / Aprobado: 29 de octubre de 2026

[1] Magister en Economía. Docente-Investigador de la Universidad del Tolima, Ibagué, Colombia. Email: dvalenciao@ut.edu.co ORCID: https://orcid.org/0000-0003-1904-6650
[2] Magíster en Derecho. Docente-Investigador de la Universidad de la Amazonia, Florencia, Colombia. Email: l.ramon@udla.edu.co ORCID: https://orcid.org/0000-0002-9455-4324
[3] Doctora en Gerencia y Política Educativa. Docente-Investigadora de la Universidad de la Amazonia, Florencia, Colombia. Email: d.hermosa@udla.edu.co ORCID: https://orcid.org/0000-0001-6029-8468

Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional /CC BY-NC-SA 4.0

Abstract

Environmental assessment of artificial intelligence requires relating resource use to purposes and outcomes. This paper critically examines that relationship through a purposively selected documentary review, with the initial consultation completed on September 30, 2026. Two source groups are connected: studies of usage, productivity, and learning, and research on energy, water, and infrastructure. Integration compares mechanisms and conditions rather than combining data to estimate footprints per user. The synthesis shows that interaction categories describe demand, whereas utility requires additional evidence of outcomes. Personal use may provide meaningful benefits, and workplace use may include unnecessary operations. Environmental intensity varies with task, model, infrastructure, and location. Improvements per operation must also be examined alongside frequency, repetition, and service expansion. Socioenvironmental proportionality is proposed as a conceptual framework connecting purpose, verifiable benefit, alternatives, resources, distribution, and monitoring. The framework has not been empirically validated and avoids collapsing heterogeneous dimensions into a single score. Sufficiency is understood as selecting capacity and frequency appropriate to a need while preserving access and review. The question about the future concerns environmental commitments and intergenerational responsibility rather than assuming that all AI is unsustainable.

Keywords: generative artificial intelligence; usage patterns; socioenvironmental proportionality; digital sufficiency; sustainability.

Introducción

El presente tecnológico y los recursos del futuro

Una consulta puede ayudar a interpretar un documento, practicar una habilidad o producir versiones que se descartan. La interfaz permite operaciones diferentes mediante acciones semejantes. Evaluar su sostenibilidad exige conocer qué recursos utilizan y qué resultados aportan (Camastra & González Vallejo, 2025; Sarián González et al., 2025). La pregunta del título relaciona ambas dimensiones: el presente designa prácticas actuales; el futuro señala compromisos sobre recursos, infraestructuras y posibilidades de quienes vivirán después. Se trata de una pregunta crítica cuya respuesta requiere evidencia situada y deliberación sobre responsabilidades (Consejo Episcopal Latinoamericano y Caribeño [CELAM], 2026; UNESCO, 2021).

La IA posee una materialidad que acompaña sus usos. El procesamiento requiere electricidad y equipos; la refrigeración y la generación eléctrica pueden incorporar agua; la fabricación añade cargas en la cadena de suministro. La investigación ambiental permite estudiar estas relaciones, aunque sus magnitudes dependen de condiciones y fronteras. Asignar un costo fijo a toda interacción impediría examinar la diversidad de servicios que hacen relevante la pregunta por utilidad (Kaack et al., 2022; Li et al., 2025).

Los estudios de uso aportan un objeto complementario. Conocer actividades y contextos permite comprender qué alimenta demanda, mientras los experimentos sobre productividad o aprendizaje ayudan a examinar algunos resultados. La diferencia entre ambos tipos de evidencia es decisiva: una conversación clasificada como escritura acredita un tipo de actividad, pero no demuestra que el texto obtenido sea útil o necesario. La evaluación debe observar cómo se integra la herramienta en un proceso (Bastani et al., 2025; Chatterji et al., 2025; Noy & Zhang, 2023).

La hipótesis crítica sostiene que una expansión puede resultar ambientalmente problemática cuando el crecimiento de recursos carece de una justificación suficiente en resultados, alternativas y distribución. Su función consiste en orientar comparación, sin anticipar

un juicio global sobre IA. Un uso de alta intensidad podría aportar un beneficio relevante que requiera esa capacidad; una operación de baja intensidad repetida sin finalidad puede añadir demanda evitable. La proporcionalidad debe examinar configuraciones concretas y reconocer diferencias de contexto.

El objetivo es analizar la relación entre usos contemporáneos y recursos que sostienen su expansión para discutir proporcionalidad, intensidad y sostenibilidad. La aportación propuesta es un marco conceptual de proporcionalidad socioambiental. Vincula finalidades y resultados con alternativas, recursos y personas afectadas. Su valor reside en hacer explícitas preguntas que permiten evaluar una adopción; la presente revisión no valida una escala ni determina un umbral universal de utilidad ambiental.

La literatura sobre IA para fines de sostenibilidad ofrece el contrapunto a una lectura exclusivamente centrada en los costos computacionales. Nishant et al. (2020) plantean que la IA puede apoyar decisiones y procesos orientados a reducir presiones ambientales, mientras Di Vaio et al. (2020) examinan su relación con modelos empresariales sostenibles y objetivos de desarrollo. Estos trabajos justifican contabilizar beneficios potenciales, pero no convierten por sí mismos cualquier implementación de IA en ambientalmente favorable. La propuesta del artículo exige contrastar esos beneficios con recursos, alternativas y resultados efectivamente alcanzados.

Metodología

Revisión documental crítica y dos conjuntos de evidencia

Se realizó una revisión documental crítica de selección intencional. El primer conjunto reunió estudios sobre patrones de interacción, productividad, creatividad, aprendizaje y relaciones con sistemas. El segundo reunió literatura sobre entrenamiento, inferencia, centros de datos, electricidad, agua y fronteras de atribución. Los trabajos sobre sostenibilidad, ética y gobernanza complementaron ambos conjuntos para examinar resultados, responsabilidades y distribución de cargas. La consulta del corpus inicial se cerró el 30 de septiembre de 2026. La integración se desarrolló mediante comparación conceptual y crítica, sin equiparar unidades de análisis ni asumir una búsqueda sistemática exhaustiva.

La localización partió del corpus bibliográfico del estudio y de búsquedas dirigidas por títulos, autores y términos como generative AI use, productivity, learning, energy consumption, water footprint y data centers. La procedencia de los documentos se identificó mediante autoría, título, fecha, publicación, identificador DOI o dirección del organismo editor. Se incluyeron investigaciones originales, revisiones, contribuciones conceptuales e informes técnicos pertinentes; se priorizaron aquellos que permitían reconocer objeto, diseño, unidad de análisis y límites de sus afirmaciones. Se excluyeron duplicados y materiales sin relación sustantiva con la pregunta del artículo. La Tabla 1 presenta los conjuntos documentales y su función analítica. La bibliografía contiene 50 fuentes citadas; esa cantidad expresa el corpus utilizado en la argumentación, no el total histórico de registros recuperados en bases bibliográficas.

Tabla 1

Procedencia, selección y función de los conjuntos documentales

Conjunto y cantidad de fuentes	Procedencia y criterios de inclusión	Función en la síntesis crítica
Usos, resultados y aprendizaje (13)	Artículos experimentales, revisiones y estudios de interacción o educación; población, tarea y resultado identificables.	Delimitar beneficios, usos y efectos observados sin equiparar frecuencia con utilidad.
Recursos e infraestructura (18)	Investigaciones sobre energía, agua, emisiones, centros de datos y ciclo de vida; informes técnicos y mediciones con fronteras reconocibles.	Comparar magnitudes sin sumar escalas, tareas, escenarios y unidades incompatibles.
IA para la sostenibilidad (6)	Investigaciones sobre innovación verde, desarrollo sostenible y criterios de sostenibilidad de la propia tecnología.	Contrastar beneficios potenciales con cargas, alternativas y resultados efectivos.
Ética, gobernanza y equidad (13)	Literatura normativa, conceptual y empírica sobre responsabilidad, supervisión, justicia y desigualdad de acceso.	Identificar condiciones institucionales, distributivas y de seguimiento.

Nota. Las 50 referencias se clasifican por su función argumentativa principal; algunas podrían ser pertinentes para más de un conjunto. El recuento no corresponde a todos los resultados de búsqueda ni implica metaanálisis o revisión sistemática. Fuente: elaboración propia.

Los criterios documentales permitieron diferenciar registros de actividad, resultados experimentales, estimaciones ambientales y orientaciones normativas. Para interpretar una conclusión se atendió a la población, la tarea, el diseño y la frontera de medición o al alcance normativo de su fuente. Este tratamiento evita extrapolar resultados de una plataforma a todos los sistemas o convertir estimaciones sectoriales en valores universales por interacción.

Criterios de análisis

Para el conjunto sobre usos se registraron población o plataforma, actividad, resultado observado y tipo de evidencia. Se diferenciaron registros de interacción, experimentos, autoinformes y propuestas conceptuales. Para el conjunto ambiental se consideraron unidad funcional, frontera, tarea, infraestructura, localización y condición del dato como medición, estimación o proyección. Los trabajos anteriores se conservaron cuando ofrecen fundamentos que permiten interpretar contribuciones recientes. Las prepublicaciones y documentos de trabajo se identificaron en la bibliografía.

Se excluyeron duplicados, materiales sin relación sustantiva con las preguntas y cifras cuya procedencia no permitía reconstruir su objeto. Las referencias sobre centros de datos se utilizaron para caracterizar infraestructura y límites de atribución. Las recomendaciones éticas se emplearon como orientaciones normativas, sin atribuirles resultados empíricos. La lectura contrastó afirmaciones dentro de su contexto y evitó trasladar beneficios de una tarea a todas las actividades de una categoría.

Integración crítica y límites de comparabilidad

La integración relacionó uso, resultado, alternativas, intensidad, recursos y distribución. El análisis se organizó en cuatro categorías: cartografía de usos; recursos detrás de la interacción; eficiencia y crecimiento de demanda; y suficiencia. La comparación identificó mecanismos y preguntas compatibles entre conjuntos. Las bases de datos de utilización y los estudios ambientales no se fusionaron porque sus poblaciones, sistemas, periodos y unidades carecen de equivalencia suficiente para calcular huellas por categoría de usuario.

El marco propuesto se elaboró mediante síntesis argumentativa. Sus dimensiones proceden de problemas recurrentes de interpretación y de orientaciones de responsabilidad, y sus preguntas operativas son una contribución conceptual de este artículo. La ausencia de aplicación empírica impide atribuir capacidad predictiva, confiabilidad o validez de medición. La revisión tampoco estima qué proporción del uso actual resulta justificada; ese resultado necesitaría criterios acordados y datos sobre servicios concretos.

Para preservar la trazabilidad de la inferencia, la síntesis diferencia tres niveles: (a) resultados y estimaciones publicados; (b) interpretación comparativa derivada de esos hallazgos; y (c) preguntas y decisiones propuestas en el marco de proporcionalidad socioambiental. La integración mantiene separadas las evidencias empíricas y las orientaciones normativas, sin atribuir equivalencia a poblaciones, servicios y unidades de medición distintos.

Resultados

¿Para qué se utiliza la inteligencia artificial?

El documento de trabajo de Chatterji y colaboradores analiza conversaciones de consumidores de ChatGPT y describe un conjunto amplio de usos. Orientación práctica, búsqueda de información y escritura ocupan un lugar central en su clasificación, y el uso no laboral crece en el periodo estudiado. El alcance corresponde a la plataforma y población observadas; no representa todos los sistemas, servicios empresariales o usos de API. Las categorías permiten reconocer demanda, mientras sus beneficios deben examinarse de manera independiente (Chatterji et al., 2025).

La distinción laboral y personal ayuda a describir contexto, pero ofrece una base insuficiente para juzgar necesidad. Comprender un trámite o acceder a información puede aportar valor fuera del empleo. Producir variantes que nadie utiliza puede ocurrir dentro de una organización. La proporcionalidad debe atender a finalidad, resultado y alternativas en ambos casos. Convertir el contexto laboral en criterio automático de utilidad eliminaría precisamente la diversidad que los registros de interacción permiten reconocer.

Los experimentos ofrecen evidencia adicional y delimitada. Noy y Zhang encontraron mejoras en tiempo y calidad para tareas de escritura profesional realizadas con asistencia generativa. El resultado permite reconocer una contribución en esas condiciones; extrapolarlo a investigación científica, aprendizaje o cualquier actividad laboral exige nuevas pruebas. La

productividad observada tampoco describe por sí sola recursos ambientales, pues el experimento y los estudios energéticos responden a preguntas distintas (Noy & Zhang, 2023).

El aprendizaje modifica el criterio de éxito. La resolución de una tarea asistida debe distinguirse de la capacidad posterior sin apoyo. Bastani y colaboradores examinaron esta relación en matemáticas escolares y mostraron la importancia de salvaguardas pedagógicas. El resultado fundamenta evaluar la configuración de ayuda; no demuestra un efecto uniforme sobre todos los estudiantes o aprendizajes. Un producto correcto puede tener una utilidad distinta según si la finalidad es entregarlo o aprender a producirlo (Bastani et al., 2025; Miao & Holmes, 2023).

Una revisión con metaanálisis encontró efectos favorables de la IA generativa sobre distintos resultados de aprendizaje, pero también heterogeneidad y ausencia de mejoras significativas en algunos indicadores metacognitivos (Chen & Cheung, 2025). A su vez, un ensayo aleatorizado en un curso universitario registró resultados de aprendizaje superiores con una tutoría de IA diseñada para un contexto específico (Kestin et al., 2025). Ambas evidencias son relevantes para valorar un servicio, aunque no pueden extrapolarse a toda herramienta o programa educativo ni proporcionan por sí solas mediciones ambientales comparables.

La creatividad introduce otra tensión. Doshi y Hauser documentaron una mejora de evaluaciones individuales y una reducción de diversidad colectiva en las condiciones de su experimento de producción narrativa. El hallazgo invita a distinguir beneficios para una persona de efectos en un conjunto de resultados. La evaluación de valor puede requerir ambos niveles, especialmente cuando una organización produce materiales que pretenden ampliar perspectivas. La cantidad de contenidos no reemplaza el examen de calidad y diversidad (Doshi & Hauser, 2024).

El acompañamiento y la interacción afectiva requieren cautela especial. La propuesta de alineamiento socioafectivo de Kirk y colaboradores discute necesidades de autonomía y relaciones con sistemas desde una contribución conceptual publicada. Su uso aquí identifica criterios de evaluación, sin estimar prevalencia de beneficios o daños. La demanda de interacción no acredita por sí solo bienestar: una evaluación necesita observar experiencia, posibilidades de salida y condiciones de cuidado (Kirk et al., 2025). Como se sintetiza en la Tabla 2, la categoría de uso requiere preguntas adicionales sobre el resultado que se pretende evaluar.

Tabla 2

Usos, resultados y preguntas que no resuelve una categoría de interacción

Uso reconocido	**Resultado que conviene observar**	**Pregunta adicional de proporcionalidad**
Información y orientación	Comprensión y exactitud para una necesidad concreta	¿Una fuente o servicio más sencillo permite obtenerlo?
Escritura profesional	Calidad aceptada y tiempo del proceso completo	¿La ayuda reduce trabajo o multiplica versiones sin uso?
Educación	Aprendizaje y desempeño transferible	¿Qué capacidad conserva el estudiante al retirar la ayuda?
Creación	Adecuación, contribución y diversidad	¿Cuántas versiones aportan al resultado y cuáles se descartan?

Uso reconocido	Resultado que conviene observar	Pregunta adicional de proporcionalidad
Interacción personal	Beneficio declarado y efectos observables	¿El uso conserva autonomía y oportunidades de terminarlo?

Nota. Elaboración analítica a partir de estudios con alcances diferentes. La tabla no asigna una prevalencia a las categorías ni una huella ambiental a cada una (Bastani et al., 2025; Chatterji et al., 2025; Doshi & Hauser, 2024; Kirk et al., 2025; Noy & Zhang, 2023). Fuente: elaboración propia.

La factura material detrás de una interacción

La literatura ambiental muestra que la operación visible participa en procesos materiales más amplios. El entrenamiento y la inferencia utilizan recursos en momentos diferentes, y su atribución depende de cuánto servicio presta el modelo. La fabricación y el final de vida de equipos requieren un alcance adicional. El estudio de BLOOM y las propuestas de reporte sistemático permiten reconocer que cambiar la frontera altera lo que una cifra significa (Henderson et al., 2020; Luccioni et al., 2023).

La investigación sobre inferencia ofrece una razón para distinguir tareas y arquitecturas. Luccioni y colaboradores documentan variaciones de consumo en condiciones de evaluación definidas. La intensidad computacional depende también de entradas, salidas y configuración. Una solicitud breve puede activar un procedimiento complejo, mientras un servicio sencillo puede satisfacer una necesidad delimitada. La comparación pertinente debe estudiar qué operación se realiza y qué resultado produce (Luccioni et al., 2024).

El agua exige diferenciar ámbito y territorio. Li y colaboradores proponen un análisis que incorpora consumo directo e indirecto y condiciones espaciales y temporales. Lei y colaboradores encuentran una gran variación en cargas de centros de datos según combinaciones de factores. Estas contribuciones permiten cuestionar una huella hídrica constante por mensaje, sin negar la necesidad de evaluar consumo. La incertidumbre obliga a documentar condiciones y reconocer qué información falta (Lei et al., 2025; Li et al., 2025).

Los indicadores de una infraestructura amplia tienen una función diferente de los de una tarea. Los informes de la IEA y de Shehabi y colaboradores permiten examinar demanda sectorial y escenarios. Su uso para asignar recursos a una persona necesita conocer cargas y reglas de distribución. Multiplicar una proporción de conversaciones de una plataforma por el consumo de todos los centros de datos produciría una estimación sin equivalencia entre numerador y denominador (International Energy Agency [IEA], 2025; Shehabi et al., 2024).

El precio percibido por el usuario describe una relación comercial y carece de equivalencia directa con costo ambiental. Un servicio puede ocultar recursos en una tarifa o distribuirlos entre actores. La proporcionalidad necesita examinar esas cargas aunque la consulta tenga un costo monetario reducido. También debe considerar que beneficios y recursos pueden localizarse en territorios diferentes. La discusión de Privette y colaboradores sobre transparencia ofrece una razón para exigir información por instalación y contexto (Privette et al., 2026).

La comparación ambiental con actividades humanas ilustra la importancia del contrafactual. Tomlinson y colaboradores encuentran estimaciones favorables a IA para escritura e ilustración bajo su contabilidad, que asigna una parte de la huella anual humana al tiempo de actividad. La conclusión depende de ese supuesto y de los servicios comparados. El artículo

muestra una posibilidad que merece discusión, aunque su resultado no acredita que automatizar una tarea elimine toda la carga humana asignada (Tomlinson et al., 2024).

La presente revisión deriva una exigencia de esa comparación: identificar qué cambia realmente. Tiempo de revisión, operaciones fallidas y actividad posterior de las personas pueden modificar el balance. El resultado debe ser equivalente en calidad y finalidad, y las fronteras comparables. El ahorro ambiental requiere observar una reducción dentro de ese servicio y contexto. Una diferencia entre huellas asignadas es información relevante, cuya interpretación causal necesita un argumento adicional.

Las magnitudes publicadas refuerzan la distinción entre escala sectorial, unidad de tarea y estimación modelada. La IEA (2025) estimó 415 TWh de consumo eléctrico mundial de centros de datos en 2024 y proyectó cerca de 945 TWh en 2030 en su escenario base; estas cantidades incluyen servicios distintos de la IA. Luccioni et al. (2024) reportaron promedios de consumo muy diferentes entre clasificación de texto, generación textual y generación de imágenes. Lei et al. (2025) encontraron variaciones superiores a cuatro órdenes de magnitud en el consumo de agua por carga de trabajo de centros de datos. Ninguno de esos resultados autoriza derivar una cifra universal por mensaje o por persona (International Energy Agency [IEA], 2025; Lei et al., 2025; Luccioni et al., 2024). La Tabla 3 presenta las magnitudes y sus límites de comparabilidad.

Tabla 3

Resultados ambientales cuantitativos con unidades y límites diferenciados

Fuente	Unidad o tarea	Magnitud reportada	Frontera y cautela
IEA (2025)	Electricidad mundial de centros de datos	415 TWh (2024); ~945 TWh (2030, escenario base).	Agregado sectorial, no consumo exclusivo de IA; 2030 es proyección.
Luccioni et al. (2024)	Mil operaciones de clasificación textual	0,0023 kWh.	Resultado de pruebas con sistemas/tareas determinados; no equivale a respuesta generativa.
Luccioni et al. (2024)	Mil operaciones de generación de texto	0,042 kWh.	Promedio de tareas evaluadas; depende de arquitectura y evaluación.
Luccioni et al. (2024)	Mil operaciones de generación de imágenes	1,35 kWh.	No es funcionalmente equivalente a clasificación o texto; heterogeneidad de modelos.
Lei et al. (2025)	Agua por carga de trabajo en centros de datos	Variación superior a 10.000 veces entre configuraciones.	Diferencia relativa; no es un valor absoluto de litros por consulta.
Tomlinson et al. (2024)	Consulta modelada de ChatGPT	~2,2 g CO_2e por consulta, bajo supuestos del estudio.	Estimación supuesta y amortizada; no medición vigente de cualquier modelo ni de su ciclo integral.

Nota. Valores procedentes de las fuentes citadas; no se suman, promedian ni trasladan entre escalas. La estimación de Tomlinson et al. depende de supuestos sobre entrenamiento, consultas

y fronteras. La tabla presenta datos publicados, no mediciones originales de este artículo. Fuente: elaboración propia a partir de las referencias citadas.

Los límites de una contabilidad exclusivamente climática son relevantes para el marco propuesto. Deda et al. (2026) aplicaron evaluación de ciclo de vida y análisis multicriterio a alternativas universitarias, mostrando que mejorar una categoría puede desplazar cargas hacia otras; el estudio no mide servicios de IA y se utiliza solo como antecedente metodológico. Wang y Halog (2026) muestran, también en infraestructura universitaria, la importancia de definir unidad funcional, escenario de energía y análisis de incertidumbre. Estos antecedentes apoyan solicitar más de un indicador ambiental cuando las fuentes lo permitan, sin convertir indicadores heterogéneos en un único saldo.

Cuando el crecimiento modifica el significado de la eficiencia

El consumo agregado puede representarse como la suma de operaciones de distintas clases multiplicadas por su intensidad, junto con componentes que la contabilidad asigne a infraestructura y desarrollo. Esta relación es una descripción conceptual de contabilidad, no un modelo estimado aquí. Permite advertir que reducir intensidad en una clase de operación puede coexistir con crecimiento en otras, con mayor frecuencia o con tareas más complejas (Henderson et al., 2020; Kaack et al., 2022).

La expansión de usos aumenta la importancia de conocer resultados útiles. Un usuario puede necesitar varias interacciones para lograr una respuesta aceptable; una institución puede producir versiones y utilizar una parte. Medir por operación registra una actividad, mientras evaluar por servicio logrado permite considerar iteración y descarte. El criterio requiere definir aceptación sin premiar producción innecesaria. Esta propuesta analítica conecta el conjunto sobre usos con el ambiental sin inventar una equivalencia numérica entre sus datos.

El efecto rebote identifica una posibilidad de crecimiento inducido por mejoras de eficiencia o reducción de costos. Su comprobación requiere distinguir ese mecanismo de aumento por otras razones. La literatura climática y el análisis de crecimiento energético fundamentan examinar demanda junto con desempeño. La revisión no calcula una magnitud global del efecto ni afirma que cualquier incremento sea rebote; propone observar qué decisiones y condiciones impulsan la expansión (de Vries, 2023; Kaack et al., 2022).

La tensión no se limita a una mejora técnica aislada: Lange et al. (2020) distinguen efectos directos de las tecnologías digitales, ganancias de eficiencia, expansión económica y cambios sectoriales, mostrando que unos mecanismos pueden compensar a otros. El concepto de suficiencia digital de Santarius et al. (2023) incorpora decisiones sobre hardware, software, usuarios y organización económica. Trasladado con cautela a la IA generativa, este enfoque exige evaluar no solo el consumo por operación, sino la conveniencia de generar más operaciones y la persistencia de servicios alternativos. Se trata de una extrapolación conceptual a los servicios aquí considerados, no de un efecto medido en la presente revisión.

El signo del efecto ambiental de la infraestructura digital tampoco debe darse por supuesto. En empresas industriales de China, Sun et al. (2026) documentan un contexto en el que una política de expansión de infraestructura digital se asoció con dificultades para mejorar el desempeño en carbono. El hallazgo no cuantifica un efecto rebote específico de IA generativa, pero advierte que el beneficio operativo y el desempeño ambiental agregado deben verificarse por separado.

La utilidad del tiempo liberado añade una pregunta. Un resultado más rápido puede permitir cuidado, aprendizaje o nuevos trabajos, y también aumentar volumen de actividad. La revisión de descarga cognitiva de Risko y Gilbert ofrece un marco para reconocer que apoyos

externos cambian demandas de una tarea. El beneficio debe interpretarse según objetivo y capacidades que conviene conservar. Ahorro de esfuerzo, incremento de productividad y reducción ambiental son resultados distintos que pueden coincidir y requieren evidencia propia (Risko & Gilbert, 2016).

Las decisiones de organización afectan frecuencia y complejidad. Una política puede pedir que toda comunicación se genere de nuevo, mientras otra facilita reutilizar material verificado. Estos escenarios ilustran alternativas de gestión y no describen intervenciones observadas por la revisión. Su comparación permite preguntar qué necesidad provoca cada operación y cuándo la producción puede darse por terminada. La suficiencia requiere un criterio de cierre conectado con la calidad necesaria (Schwartz et al., 2020).

De la capacidad disponible a la capacidad pertinente

La proporcionalidad socioambiental se propone como una relación argumentada entre finalidad, resultados, alternativas, recursos y distribución. La intensidad de una aplicación debe justificarse mediante su contribución y las opciones factibles. Una finalidad relevante necesita comprobar que la herramienta ayuda a alcanzarla; una reducción de recursos necesita verificar que conserva el servicio. El marco requiere razones documentadas en cada dimensión y evita convertir categorías amplias de actividad en juicios automáticos.

La originalidad no reside en haber identificado por primera vez dimensiones como transparencia, recursos o justicia, presentes en enfoques anteriores. Radica en reunirlas en una secuencia de decisión para juzgar la pertinencia de un servicio específico antes y después de adoptarlo. La IA verde se ocupa de eficiencia y recursos computacionales (Schwartz et al., 2020); la contabilidad de impactos exige documentar unidades y fronteras (Henderson et al., 2020; Kaack et al., 2022); la IA confiable incorpora responsabilidad y bienestar socioambiental (Díaz-Rodríguez et al., 2023); y la literatura de sostenibilidad universitaria distingue utilizar IA para alcanzar fines sostenibles de hacer sostenible la propia IA (Daniel et al., 2026). La propuesta presente no reemplaza esos enfoques: articula sus preguntas con beneficio verificable, alternativa funcional y una decisión revisable.

La comparación con enfoques de evaluación existentes exige acotar aún más el alcance de la originalidad. Deda et al. (2026) ya ofrecen una herramienta multicriterio explícita para impactos ambientales en universidades, mientras Wang y Halog (2026) muestran que una aplicación rigurosa de evaluación de ciclo de vida requiere unidades, escenarios e incertidumbre definidos. Por ello, la novedad defendible aquí no es una técnica de medición ambiental ni una metodología multicriterio inédita, sino el acoplamiento deliberativo de resultados humanos, alternativas equivalentes, carga ambiental y seguimiento para decidir la pertinencia de un servicio de IA. La Tabla 4 expone la relación entre enfoques antecedentes y la contribución conceptual propuesta.

La primera dimensión define una necesidad y sus destinatarios. La segunda identifica el beneficio esperado y qué evidencia permitiría reconocerlo. La tercera compara alternativas con un resultado equivalente. La cuarta documenta recursos y condiciones de operación. La quinta observa quién recibe beneficios y quién soporta cargas. La sexta determina seguimiento y condiciones de revisión. La secuencia es una contribución conceptual de este artículo, relacionada con principios de responsabilidad, justicia y gestión contextual de riesgos (Cortina, 2024; Tabassi, 2023; UNESCO, 2021). Las preguntas de evaluación que componen el marco se sintetizan en la Tabla 5.

Tabla 4

Relación entre enfoques previos y contribución conceptual propuesta

Enfoque	Aporte reconocido	Aspecto integrado en la propuesta
IA verde — Schwartz et al. (2020)	Eficiencia, coste computacional y orientación hacia tecnologías menos intensivas.	La eficiencia se contrasta con finalidad, beneficio y frecuencia; no se asume suficiente por sí sola.
Informe de huellas — Henderson et al. (2020); Kaack et al. (2022)	Documentación ambiental y fronteras del sistema; efectos directos e indirectos.	Se pide información de recursos comparable con servicios equivalentes y distribución de cargas.
IA confiable — Díaz-Rodríguez et al. (2023); NIST/Tabassi (2023)	Supervisión humana, transparencia, riesgos y rendición de cuentas.	Se propone una decisión institucional revisable con evidencia sobre resultados, actores y condiciones de salida.
IA y sostenibilidad universitaria — Daniel et al. (2026)	Diferencia IA para sostenibilidad y sostenibilidad de la IA.	Ambos tipos de aportes se evalúan sin confundir beneficios institucionales con huella propia del sistema.
Suficiencia digital — Santarius et al. (2023)	Suficiencia de hardware, software, uso y dimensión económica.	Se incorpora la pregunta sobre capacidad, repetición y alternativa adecuada, preservando acceso necesario.

Nota. Comparación teórica elaborada a partir de los enfoques citados. La distinción propuesta es analítica: no supone validación empírica ni superioridad demostrada del marco de seis dimensiones. Fuente: elaboración propia.

Tabla 5

Marco conceptual propuesto de proporcionalidad socioambiental

Dimensión	Pregunta operativa	Evidencia pertinente	Riesgo de interpretación
Finalidad	¿Qué necesidad concreta se atiende?	Descripción del problema y destinatarios	Confundir disponibilidad con necesidad
Beneficio	¿Qué mejora permite reconocer el uso?	Resultado con criterios de calidad y periodo	Equiparar más contenido con más valor
Alternativas	¿Qué opción cumple la misma finalidad?	Comparación funcional y condiciones de acceso	Elegir una alternativa que cambia el servicio
Recursos	¿Qué cargas requiere el proceso completo?	Unidad, frontera, intensidad y volumen	Presentar una estimación como medida universal

Dimensión	Pregunta operativa	Evidencia pertinente	Riesgo de interpretación
Distribución	¿Quién recibe beneficios y soporta cargas?	Información territorial y participación	Cerrar el análisis con un promedio favorable
Seguimiento	¿Qué permite modificar o terminar el uso?	Responsables, revisión y criterios de salida	Mantener adopción sin evaluar resultados

Nota. Elaboración conceptual del artículo. El marco no constituye una escala validada ni establece ponderaciones universales. Las preguntas deben adaptarse al contexto y someterse a evaluación. Fuente: elaboración propia a partir de las referencias citadas.

Las dimensiones no se reducen aquí a una puntuación. Agua, aprendizaje, tiempo y acceso carecen de una equivalencia que permita sumarlos sin decisiones normativas adicionales. Una calificación única podría ocultar una carga concentrada mediante un beneficio promedio. La deliberación debe conservar esas tensiones y reconocer límites de protección de personas y ecosistemas. El enfoque de desarrollo humano integral y la recomendación de UNESCO ofrecen razones para incluir distribución y responsabilidad intergeneracional (CELAM, 2026; UNESCO, 2021).

La suficiencia organiza la elección de frecuencia y capacidad. Una necesidad puede resolverse consultando información existente, utilizando un modelo especializado o recurriendo a un sistema de mayor alcance. La alternativa depende de calidad, acceso y contexto. Limitar indiscriminadamente puede perjudicar usos de accesibilidad o beneficios públicos; expandir sin evaluación puede aumentar cargas sin contribución reconocible. El criterio propuesto examina adecuación y permite revisar decisiones conforme se obtiene evidencia (Miao & Holmes, 2023; Schwartz et al., 2020).

La justicia socioambiental impone una cautela adicional: la restricción de uso no debe aplicarse de modo indiferenciado cuando el servicio permite accesibilidad, orientación confiable o apoyos educativos cuya ausencia profundizaría desigualdades. En educación, la decisión debe preservar autonomía, integridad y oportunidades de aprendizaje con supervisión humana; el juicio de suficiencia depende de la finalidad pedagógica y de los apoyos alternativos, no de prohibiciones universales (Bastani et al., 2025; Daniel et al., 2026; Sarrión Esteve & Benlloch Doménech, 2025; UNESCO, 2021).

La suficiencia, entendida como moderación contextual de capacidad y demanda, complementa pero no sustituye la eficiencia. Mejorar el rendimiento computacional reduce una intensidad específica; seleccionar una tarea apropiada, reutilizar resultados válidos o cerrar iteraciones innecesarias puede contener el volumen. Santarius et al. (2023) advierten que la suficiencia digital requiere actuar en diversos niveles y no solo trasladar a individuos la responsabilidad del consumo. En consecuencia, las organizaciones deben considerar configuración, duración de equipos, reglas de contratación y transparencia del proveedor, además de prácticas de uso.

Discusión

Utilidad documentada y juicio sobre finalidades

El análisis separa dos operaciones necesarias: describir un uso y evaluar su contribución. Los registros ofrecen categorías y cambios de demanda; los experimentos permiten estudiar efectos delimitados; los marcos éticos aportan razones para decidir qué conviene proteger.

Ninguna de estas fuentes sustituye a las otras. Su articulación requiere reconocer que una mejora medible y una finalidad defendible son cuestiones relacionadas que conservan una justificación propia (Zapata Muriel et al., 2024; Osorio Amaya, 2025).

La pregunta por valor incorpora también pluralidad. Aprendizaje, expresión, orientación personal y entretenimiento pueden contribuir a vidas y contextos diferentes. La evaluación no necesita una lista universal de usos legítimos para examinar alternativas y recursos. Necesita definir qué se busca en una situación y qué evidencia permite reconocer su cumplimiento. La razón comunicativa que analiza Cortina aporta un fundamento para preservar deliberación sobre fines, junto con examen de capacidades técnicas (Cortina, 2024).

El marco puede producir decisiones diferentes para una misma herramienta. En un curso, la asistencia puede requerir pistas y verificación de transferencia; en escritura profesional, puede evaluarse el producto y el tiempo de revisión. La investigación educativa muestra diversidad de objetivos y condiciones, que desaconseja una eficacia general atribuida al nombre de la tecnología. Las metáforas históricas y la autonomía educativa discutidas por Alier-Forment y colaboradores permiten relacionar adopción con capacidad de decidir sobre el proceso (Alier-Forment et al., 2026; Mustafa et al., 2024).

La posibilidad de conservar capacidades después del apoyo tecnológico merece una comprobación diferenciada. Vendrell y Johnston (2026) proponen principios de diseño para sostener interpretación, juicio y regulación metacognitiva al integrar modelos lingüísticos en educación superior. Su aportación refuerza que la facilidad de producción no es equivalente a desarrollo de autonomía: esta última necesita evidencias observables posteriores al uso y condiciones pedagógicas explícitas.

Una aplicación institucional ilustrativa

Una universidad podría comparar dos configuraciones para orientar lectura de documentos: generación abierta de respuestas y búsqueda en un corpus acotado con referencias recuperables. El beneficio esperado sería comprender argumentos y localizar evidencia. La comparación observaría fidelidad, comprensión, tiempo de verificación, número de interacciones y recursos documentados por los servicios. Esta situación es un escenario propuesto; su descripción no atribuye superioridad ambiental o pedagógica a una opción sin evaluación.

La aplicación institucional propuesta sigue cinco momentos: primero, la coordinación académica define el problema y la calidad mínima del servicio; segundo, docentes y estudiantes contrastan opciones con criterios equivalentes de comprensión, accesibilidad y verificación; tercero, el área tecnológica y de sostenibilidad solicita al proveedor datos ambientales con unidad y frontera explícitas; cuarto, un comité académico-técnico documenta beneficios, cargas e incertidumbre; quinto, se reevalúa la continuidad a partir del desempeño y de alternativas existentes. La adopción se justificaría cuando los beneficios observables sean pertinentes, se preserve el acceso y no aparezcan cargas desproporcionadas sin mitigación; se modificaría ante fallas corregibles y se suspendería si persisten perjuicios graves o falta de condiciones mínimas de seguridad y protección. Estas son reglas orientadoras propuestas, no decisiones ejecutadas por una universidad. La Tabla 6 presenta una comparación ilustrativa de ambas alternativas sin establecer de antemano cuál ofrece menor impacto.

Tabla 6

Aplicación ilustrativa de las seis dimensiones a dos alternativas universitarias

Dimensión	Generación abierta de respuestas	Búsqueda en corpus acotado	Evidencia y decisión
Finalidad	Orientar la lectura mediante respuestas generadas.	Localizar fragmentos y referencias recuperables.	Definir necesidad y perfil de estudiantes.
Beneficio	Valorar comprensión, precisión y autonomía posterior.	Valorar localización fiel y comprensión de las fuentes.	Prueba comparable sin ayuda y revisión docente.
Alternativas	Contrastar con recursos guiados y búsqueda dirigida.	Contrastar con generación abierta y consulta manual.	Calidad funcional, accesibilidad y esfuerzo.
Recursos	Solicitar registro de volumen, modelo, energía y frontera.	Solicitar indicadores equivalentes al servicio.	No atribuir menor huella sin datos comparables.
Distribución	Revisar barreras, sesgos y dependencia del proveedor.	Revisar cobertura y acceso al corpus.	Consulta a usuarios y responsables de soporte.
Seguimiento	Limitar iteraciones si no mejora la comprensión.	Actualizar fuentes y verificar pertinencia.	Mantener, ajustar o suspender según evidencia.

Nota. Ejercicio conceptual sin aplicación empírica ni mediciones ambientales propias. Ninguna alternativa se califica de superior de forma anticipada; su elección exige condiciones comparables y participación de actores institucionales. Fuente: elaboración propia a partir de las referencias citadas.

El criterio de seguimiento incluiría una tarea posterior donde el estudiante explique la fuente sin asistencia. Si una configuración produce respuestas fluidas y deja comprensión insuficiente, la institución tendría razones para modificarla. Si otra requiere menos operaciones y conserva calidad, ofrecería una alternativa a considerar. La alfabetización en IA puede apoyar esa evaluación al integrar comprensión, aplicación, juicio y cuestiones éticas. La revisión de Ng y colaboradores aporta un marco conceptual cuya adaptación necesita instrumentos pertinentes (Ng et al., 2021).

La comparación también debe reconocer beneficios posibles que no derivan de reducir el gasto eléctrico de la propia IA. Che et al. (2026) reportan una asociación positiva entre capacidades de IA e innovación de gestión verde en empresas chinas, con heterogeneidad por contextos organizacionales. Ese hallazgo apoya considerar beneficios indirectos, pero el estudio no suministra una huella ambiental neta de la IA generativa utilizada. El marco exige examinar si la mejora medida compensa cargas específicas dentro de límites y contrafactuales explícitos, en lugar de asumir un saldo favorable por el nombre de la innovación.

La información ambiental institucional requiere una contabilidad compatible con esos procesos. Leal Filho y colaboradores identifican dificultades para incorporar la huella de IA en reportes universitarios mediante análisis bibliométrico y casos seleccionados. Su contribución apoya mejorar datos y responsabilidades, mientras su alcance impide inferir una situación uniforme de todas las instituciones. La proporcionalidad propuesta necesita conectar el servicio

observado con información ambiental que permita reconocer frontera e incertidumbre (Leal Filho et al., 2026).

La revisión debería asignar responsables con capacidad de intervención. Auditorías y documentación de riesgos resultan útiles cuando cambian contratación, configuración y condiciones de uso. El marco de Raji y colaboradores y las orientaciones del NIST permiten relacionar evaluación con etapas del ciclo institucional. Su aplicación ambiental requiere datos específicos y participación de actores pertinentes. Un informe que registra cargas y carece de consecuencias sobre decisiones mantiene incompleto ese vínculo (Raji et al., 2020; Tabassi, 2023).

El examen de utilidad social también depende de quién puede recibirla. Un estudio comparativo de instituciones de educación superior describe cómo las diferencias organizacionales y de recursos condicionan la integración de IA (Adeniranye et al., 2026). En análisis transnacionales, Bencsik et al. (2026) encuentran que el acceso funcional y los contextos institucionales influyen en el uso estudiantil de ChatGPT. Zawacki-Richter (2026) conceptualiza la equidad digital como una interacción entre estructuras, instituciones y capacidades, mientras Treve (2026) relaciona políticas de IA, accesibilidad y desigualdades regionales. Esta literatura impide interpretar la suficiencia como reducción uniforme del acceso: una restricción que economiza recursos, pero desplaza costos o excluye a una población, puede resultar socialmente desproporcionada.

Compromisos territoriales e intergeneracionales

El futuro del título representa compromisos que necesitan explicitarse, no una cantidad homogénea de naturaleza que pueda restarse mediante un indicador único. Electricidad, agua y equipos tienen cadenas y territorios distintos. Una decisión presente puede influir en infraestructuras y prácticas que continúan durante años. La evaluación debe examinar duración, posibilidades de adaptación y cargas distribuidas, junto con resultados inmediatos. El marco climático de Kaack y colaboradores permite reconocer efectos de mayor escala (Kaack et al., 2022).

En regiones amazónicas y otros territorios con ecosistemas sensibles, el criterio exige información localizada sobre recursos y acceso, además de participación. Un promedio nacional puede ocultar competencia y variación estacional. La presente revisión plantea una extensión para evaluación contextual y no aporta un estudio de esas regiones. La transparencia por instalación discutida por Privette y colaboradores ofrece una condición necesaria para formular preguntas territoriales con mayor precisión (Privette et al., 2026).

La responsabilidad intergeneracional exige preservar oportunidades de revisión. Elegir una configuración reversible, explicar supuestos y establecer condiciones de continuidad puede evitar compromisos automáticos de expansión. Tales medidas son propuestas de gobernanza derivadas del análisis; su eficacia debe observarse en contextos concretos. La finalidad consiste en conservar capacidad colectiva para decidir sobre servicios que utilizan recursos compartidos y cuyos beneficios pueden cambiar con el tiempo (CELAM, 2026; UNESCO, 2021).

Límites y validación futura

La revisión depende de una selección intencional y de disponibilidad desigual de fuentes. Los registros de una plataforma no representan todos los usos, los experimentos no describen cualquier población y los estudios ambientales pueden referirse a sistemas diferentes. Estas limitaciones impiden estimar un costo total del presente digital o una proporción de actividades

prescindibles. Las conclusiones se refieren a mecanismos de comparación y condiciones de evaluación.

Las diferencias entre diseños imponen un límite adicional a la interpretación. Los resultados de productividad no acreditan por sí solos aprendizaje, del mismo modo que las estimaciones de electricidad de centros de datos no describen automáticamente la huella ambiental de un servicio determinado. Las orientaciones éticas y los marcos de gestión del riesgo permiten discutir responsabilidades institucionales, pero no sustituyen mediciones sobre tareas, infraestructura y efectos observados (Henderson et al., 2020; Noy & Zhang, 2023; Tabassi, 2023).

El marco conceptual necesita validación mediante estudios de caso con datos compatibles. Un diseño pertinente definiría servicio y calidad, compararía alternativas, mediría recursos con fronteras equivalentes y observaría distribución y cambios de demanda. También debería evaluar si las preguntas del marco ayudan a tomar decisiones consistentes y detectar efectos que una comparación unitaria omite. La investigación puede ajustar dimensiones, reconocer conflictos y proponer indicadores sin ocultar sus decisiones normativas.

Conclusiones

Conocer cuánto consume una tecnología y conocer para qué se utiliza son condiciones complementarias de una evaluación de sostenibilidad. Las categorías de interacción permiten describir demanda; la utilidad necesita resultados y criterios propios. El contexto laboral o personal ofrece información y carece de capacidad suficiente para justificar un uso de manera automática. La evidencia debe conservar población, tarea y diseño al interpretar beneficios.

Los recursos ambientales varían con el proceso y la infraestructura. La comparación requiere un servicio definido, calidad equivalente y fronteras compatibles. Las mejoras por operación deben observarse junto con volumen, iteraciones y cambios de demanda. Integrar estos componentes evita convertir cifras sectoriales en huellas individuales o beneficios parciales en balances universales.

La proporcionalidad socioambiental se propone como un marco para relacionar finalidad, beneficio, alternativas, recursos, distribución y seguimiento. Su carácter conceptual requiere validación y excluye por ahora una puntuación única o un umbral general. La suficiencia permite discutir qué capacidad y frecuencia aportan a una necesidad. El futuro comprometido por la IA depende de decisiones presentes capaces de reconocer cargas, demostrar contribuciones y revisar la expansión cuando la evidencia lo aconseje.

La contribución distintiva de la revisión reside en vincular indicadores de recursos, beneficios observables, alternativa funcional y criterios de continuidad en una misma deliberación institucional. La evidencia disponible permite ilustrar esa articulación, no demostrar que el marco mejore todavía las decisiones. Su evaluación futura deberá analizar su utilidad para discriminar entre configuraciones reales con medidas comparables y garantías de equidad.

Referencias bibliográficas

Adeniranye, D. I., Lunn, S. J., Mosobalaje, O., Eze, P., Berhane, B., & Adeniyi, D. (2026). Institutional structures, digital inequality, and AI integration in higher education. *Computers and Education Open, 11*, Article 100400. https://doi.org/10.1016/j.caeo.2026.100400

Alier-Forment, M., Casañ-Guerrero, M. J., Pereira-Varela, J. A., García-Peñalvo, F. J., & Llorens-Largo, F. (2026). Inteligencia artificial generativa y autonomía educativa: metáforas

históricas y principios éticos para la transformación pedagógica. *RIED Revista Iberoamericana de Educación a Distancia, 29*(1), 9–28. https://doi.org/10.5944/ried.45536

Bastani, H., Bastani, O., Sungu, A., Ge, H., Kabakcı, Ö., & Mariman, R. (2025). Generative AI without guardrails can harm learning: Evidence from high school mathematics. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 122*(26), Article e2422633122. https://doi.org/10.1073/pnas.2422633122

Bencsik, A., Jenei, S., & Módos-Szalai, S. (2026). Who gets to use ChatGPT? A global study on digital access and inequality in higher education. *Social Sciences & Humanities Open, 13*, Article 102479. https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2026.102479

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

Chatterji, A., Cunningham, T., Deming, D. J., Hitzig, Z., Ong, C., Shan, C. Y., & Wadman, K. (2025). *How people use ChatGPT* (Working Paper No. 34255). National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w34255

Che, S., Liu, C., Wang, J., & Wang, J. (2026). Can artificial intelligence drive enterprise green management innovation? A new perspective on harnessing intelligence. *Technology in Society, 85*, Article 103156. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2025.103156

Chen, S., & Cheung, A. C. K. (2025). Effect of generative artificial intelligence on university students learning outcomes: A systematic review and meta-analysis. *Educational Research Review, 49*, Article 100737. https://doi.org/10.1016/j.edurev.2025.100737

Consejo Episcopal Latinoamericano y Caribeño. (2026). *Inteligencia artificial y desarrollo humano integral*. https://repositorio.celam.org/s/repositorio/item/3387

Cortina, A. (2024). *¿Ética o ideología de la inteligencia artificial? El eclipse de la razón comunicativa en una sociedad tecnologizada*. Paidós.

Daniel, B. K., Podgorodnichenko, N., & Carr, S. (2026). A scoping review of AI for sustainability and sustainable AI in higher education. *Discover Computing, 29*, Article 48. https://doi.org/10.1007/s10791-025-09861-2

de Vries, A. (2023). The growing energy footprint of artificial intelligence. *Joule, 7*(10), 2191–2194. https://doi.org/10.1016/j.joule.2023.09.004

Deda, D., Manzolli, J. A., Salvador, R., Hernandez, C., Quina, M. J., & Gervasio, H. (2026). Beyond carbon: Multi-criteria evaluation of environmental impact reduction alternatives in higher education institutions. *The International Journal of Life Cycle Assessment, 31*, Article 110. https://doi.org/10.1007/s11367-026-02689-y

Di Vaio, A., Palladino, R., Hassan, R., & Escobar, O. (2020). Artificial intelligence and business models in the sustainable development goals perspective: A systematic literature review. *Journal of Business Research, 121*, 283–314. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.08.019

Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Coeckelbergh, M., López de Prado, M., Herrera-Viedma, E., & Herrera, F. (2023). Connecting the dots in trustworthy artificial intelligence: From AI principles, ethics, and key requirements to responsible AI systems and regulation. *Information Fusion, 99*, Article 101896. https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.101896

Doshi, A. R., & Hauser, O. P. (2024). Generative AI enhances individual creativity but reduces the collective diversity of novel content. *Science Advances, 10*(28), Article eadn5290. https://doi.org/10.1126/sciadv.adn5290

Henderson, P., Hu, J., Romoff, J., Brunskill, E., Jurafsky, D., & Pineau, J. (2020). Towards the systematic reporting of the energy and carbon footprints of machine learning. *Journal of Machine Learning Research, 21*(248), 1–43. https://www.jmlr.org/papers/v21/20-312.html

International Energy Agency. (2025). *Energy and AI*. https://www.iea.org/reports/energy-and-ai

Kaack, L. H., Donti, P. L., Strubell, E., Kamiya, G., Creutzig, F., & Rolnick, D. (2022). Aligning artificial intelligence with climate change mitigation. *Nature Climate Change, 12*, 518–527. https://doi.org/10.1038/s41558-022-01377-7

Kestin, G., Miller, K., Klales, A., Milbourne, T., & Ponti, G. (2025). AI tutoring outperforms in-class active learning: An RCT introducing a novel research-based design in an authentic educational setting. *Scientific Reports, 15*, Article 17458. https://doi.org/10.1038/s41598-025-97652-6

Kirk, H. R., Gabriel, I., Summerfield, C., Vidgen, B., & Hale, S. A. (2025). Why human–AI relationships need socioaffective alignment. *Humanities and Social Sciences Communications, 12*, Article 728. https://doi.org/10.1057/s41599-025-04532-5

Lange, S., Pohl, J., & Santarius, T. (2020). Digitalization and energy consumption. Does ICT reduce energy demand? *Ecological Economics, 176*, Article 106760. https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2020.106760

Leal Filho, W., Luetz, J. M., Almulhim, A. I., & Dinis, M. A. P. (2026). Assessing the carbon footprint of artificial intelligence in higher education: A bibliometric and institutional analysis. *Environmental Sciences Europe, 38*, Article 132. https://doi.org/10.1186/s12302-026-01414-8

Lei, N., Lu, J., Shehabi, A., & Masanet, E. R. (2025). The water use of data center workloads: A review and assessment of key determinants. *Resources, Conservation and Recycling, 219*, Article 108310. https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2025.108310

Li, P., Yang, J., Islam, M. A., & Ren, S. (2025). Making AI less "thirsty". *Communications of the ACM, 68*(7), 54–61. https://doi.org/10.1145/3724499

Luccioni, A. S., Jernite, Y., & Strubell, E. (2024). Power hungry processing: Watts driving the cost of AI deployment? En *Proceedings of the 2024 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency* (pp. 85–99). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3630106.3658542

Luccioni, A. S., Viguier, S., & Ligozat, A.-L. (2023). Estimating the carbon footprint of BLOOM, a 176B parameter language model. *Journal of Machine Learning Research, 24*(253), 1–15. https://www.jmlr.org/papers/v24/23-0069.html

Miao, F., & Holmes, W. (2023). *Guidance for generative AI in education and research. UNESCO*. https://www.unesco.org/en/articles/guidance-generative-ai-education-and-research

Mustafa, M. Y., Tlili, A., Lampropoulos, G., Huang, R., Jandrić, P., Zhao, J., Salha, S., Xu, L., Panda, S., Kinshuk, López-Pernas, S., & Saqr, M. (2024). A systematic review of literature reviews on artificial intelligence in education (AIED): A roadmap to a future research agenda. *Smart Learning Environments, 11*, Article 59. https://doi.org/10.1186/s40561-024-00350-5

Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 2*, Article 100041. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041

Nishant, R., Kennedy, M., & Corbett, J. (2020). Artificial intelligence for sustainability: Challenges, opportunities, and a research agenda. *International Journal of Information Management, 53*, Article 102104. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102104

Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science, 381*(6654), 187–192. https://doi.org/10.1126/science.adh2586

Osorio Amaya, J. C. (2025). Ética de la investigación, desarrollo científico y necesidades actuales: una reflexión desde el pensamiento complejo. *Región Científica, 4*(2), 2025488. https://doi.org/10.58763/rc2025488

Privette, A. P., Barros, A., & Cai, X. (2026). Data centers water footprint: The need for more transparency. *AGU Advances, 7*(2), Article e2025AV002140. https://doi.org/10.1029/2025AV002140

Raji, I. D., Smart, A., White, R. N., Mitchell, M., Gebru, T., Hutchinson, B., Smith-Loud, J., Theron, D., & Barnes, P. (2020). Closing the AI accountability gap: Defining an end-to-end framework for internal algorithmic auditing. En *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency* (pp. 33–44). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3351095.3372873

Risko, E. F., & Gilbert, S. J. (2016). Cognitive offloading. *Trends in Cognitive Sciences, 20*(9), 676–688. https://doi.org/10.1016/j.tics.2016.07.002

Santarius, T., Bieser, J. C. T., Frick, V., Höjer, M., Gossen, M., Hilty, L. M., Kern, E., Pohl, J., Rohde, F., & Lange, S. (2023). Digital sufficiency: Conceptual considerations for ICTs on a finite planet. *Annals of Telecommunications, 78*, 277–295. https://doi.org/10.1007/s12243-022-00914-x

Sarián González, M., Bruna Román, C., Robles Lagos, C., & Vaca Lombana, G. (2025). Gestión empresarial de la sostenibilidad, RSE e Inteligencia Artificial. Una nueva frontera en las decisiones. *Región Científica, 4*(1), 2025382. https://doi.org/10.58763/rc2025382

Sarrión Esteve, J., & Benlloch Doménech, C. (2025). Criterios y directrices éticas para el uso de IA en la formación. *Revista de Educación y Derecho*, (32). https://doi.org/10.1344/REYD2025.32.51544

Schwartz, R., Dodge, J., Smith, N. A., & Etzioni, O. (2020). Green AI. *Communications of the ACM, 63*(12), 54–63. https://doi.org/10.1145/3381831

Shehabi, A., Smith, S. J., Hubbard, A., Newkirk, A., Lei, N., Siddik, M. A. B., Holecek, B., Koomey, J., Masanet, E., & Sartor, D. (2024). *2024 United States data center energy usage report* (LBNL-2001637). Lawrence Berkeley National Laboratory. https://doi.org/10.71468/P1WC7Q

Sun, Y., Bi, S., Li, L., & Zhang, J. (2026). Digital infrastructure inhibits carbon performance improvement in industrial firms—Evidence from the "Broadband China" pilot policy. *International Review of Economics & Finance, 112*, Article 105858. https://doi.org/10.1016/j.iref.2026.105858

Tabassi, E. (2023). *Artificial intelligence risk management framework (AI RMF 1.0)* (NIST AI 100-1). National Institute of Standards and Technology. https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1

Tomlinson, B., Black, R. W., Patterson, D. J., & Torrance, A. W. (2024). The carbon emissions of writing and illustrating are lower for AI than for humans. *Scientific Reports, 14*, Article 3732. https://doi.org/10.1038/s41598-024-54271-x

Treve, M. (2026). The ethics of AI in education policy: A comparative analysis of governance, accessibility, and equity in higher education. *World Development Sustainability, 9*, Article 100347. https://doi.org/10.1016/j.wds.2026.100347

UNESCO. (2021). *Recomendación sobre la ética de la inteligencia artificial*. https://www.unesco.org/en/artificial-intelligence/recommendation-ethics

Vendrell, M., & Johnston, S.-K. (2026). Scaffolding critical thinking with generative AI: Design principles for integrating large language models in higher education. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 10*, Article 100572. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2026.100572

Wang, S., & Halog, A. (2026). Prospective operational life cycle assessment of energy and waste systems in a university building: An auditable workflow using openLCA and Brightway2. *Journal of Industrial Ecology, 30*(4), 2159–2171. https://doi.org/10.1007/s44498-026-00147-4

Zapata Muriel, F. A., Montoya Zapata, S., & Montoya-Zapata, D. (2024). Dilemas éticos planteados por el auge de la inteligencia artificial: una mirada desde el transhumanismo. *Región Científica, 3*(1), 2024225. https://doi.org/10.58763/rc2024225

Zawacki-Richter, O. (2026). Towards a systems-based framework for digital educational equity in open, distance, and digital education. *Open Praxis, 18*(2), 381–397. https://doi.org/10.55982/openpraxis.18.2.1243