Recibido: *21-02-2025* / ***Aceptado***: *14-03-2025* / ***Publicado***: *20-04-2025*

El impacto de la inteligencia artificial en la producción científica

Aliz Karina Guerrero Solís
Geovanny Francisco Ruiz Muñoz
David Arturo Yépez González
Magaly Natividad Sánchez Lascano

Multidisciplinary Latin American Journal
(ISSN: 2960-8414) Vol. 3 Núm. 1 (2025)

El impacto de la inteligencia artificial en la producción científica

Resumen: La inteligencia artificial (IA) está transformando radicalmente la producción científica, optimizando procesos investigativos, pero generando desafíos éticos y metodológicos. Este artículo de revisión sistemática analiza el impacto de la IA en la ciencia, evaluando sus aplicaciones, limitaciones y tendencias futuras. Mediante una metodología PRISMA, se examinaron 178 estudios (2015-2024) extraídos de bases de datos como Scopus y PubMed, utilizando criterios PICOS para selección y evaluación. Los resultados revelan que la IA mejora la eficiencia en revisiones bibliográficas (52% menos tiempo), redacción académica (60% más rápida) y diagnóstico médico (96.5% de sensibilidad). Sin embargo, también se identificaron riesgos como sesgos algorítmicos (33% de disparidades en modelos médicos), opacidad en la toma de decisiones y saturación de publicaciones generadas por IA (23% de aumento). Las conclusiones destacan la necesidad de marcos éticos, transparencia algorítmica y colaboración humano-IA para equilibrar innovación con rigor científico.

Palabras clave: inteligencia artificial, ética científica, producción académica, revisión sistemática, sesgo algorítmico.

The impact of artificial intelligence on scientific production

Abstract: Artificial intelligence (AI) is radically transforming scientific production, optimizing research processes while raising ethical and methodological challenges. This systematic review analyzes AI's impact on science, evaluating its applications, limitations, and future trends. Using a PRISMA methodology, 178 studies (2015-2024) from databases like Scopus and PubMed were examined, with PICOS criteria for selection and evaluation. Results show AI enhances efficiency in literature reviews (52% time reduction), academic writing (60% faster), and medical diagnosis (96.5% sensitivity). However, risks were identified, including algorithmic biases (33% disparities in medical models), decision-making opacity, and AI-generated publication overload (23% increase). Conclusions emphasize the need for ethical frameworks, algorithmic transparency, and human-AI collaboration to balance innovation with scientific rigor.

Keywords: Artificial intelligence, scientific ethics, scholarly publishing, systematic review, algorithmic bias.

O impacto da inteligência artificial na produção científica

Resumo: A inteligência artificial (IA) está a transformar radicalmente a produção científica, optimizando os processos de investigação, mas gerando desafios éticos e metodológicos. Este artigo de revisão sistemática analisa o impacto da IA na ciência, avaliando as suas aplicações, limitações e tendências futuras. Utilizando uma metodologia PRISMA, foram examinados 178 estudos (2015-2024) extraídos de bases de dados como Scopus e PubMed, utilizando os critérios PICOS para seleção e avaliação. Os resultados revelam que a IA melhora a eficiência nas revisões da literatura (52% menos tempo), na escrita académica (60% mais rápida) e no diagnóstico médico (96,5% de sensibilidade). No entanto, foram também identificados riscos como os enviesamentos algorítmicos (33% de disparidades nos modelos médicos), a opacidade na tomada de decisões e a saturação das publicações geradas pela IA (aumento de 23%). As conclusões sublinham a necessidade de quadros éticos, transparência algorítmica e colaboração entre humanos e IA para equilibrar a inovação e o rigor científico.

Palavras-chave: Inteligência artificial, ética científica, produção académica, revisão sistemática, enviesamento algorítmico.

Multidisciplinary Latin American Journal
Vol. 3 Núm. 1 (2025). pp. 629-649
Editorial Investigativa Latinoamericana (SciELa)
● **ISSN-E**: 2960-8414
Tipo: Artículos de Revisión
Categoría: Política y Asuntos Sociales Globales

Como citar: Guerrero-Solís, A. K., Ruiz-Muñoz, G. F., Yépez-González, D. A., & Sánchez-Lascano, M. N. (2025). El impacto de la inteligencia artificial en la producción científica: The impact of artificial intelligence on scientific production. *Multidisciplinary Latin American Journal (MLAJ)*, *3*(1), 629-649. https://doi.org/10.62131/MLAJ-V3-N1-031

El impacto de la inteligencia artificial en la producción científica

Guerrero-Solís Aliz Karina (Guayaquil – Ecuador) [I]

Ruiz-Muñoz Geovanny Francisco (Guayaquil – Ecuador) [II]

Yépez-González David Arturo (Guayaquil – Ecuador) [III]

Sánchez-Lascano Magaly Natividad (Guayaquil – Ecuador) [IV]

Introducción

En las últimas décadas, la inteligencia artificial (IA) ha emergido como una fuerza transformadora en diversos ámbitos, incluyendo la investigación científica. Su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos, identificar patrones complejos y automatizar tareas repetitivas ha revolucionado la manera en que se concibe, desarrolla y publica el conocimiento científico. Desde la redacción asistida de artículos hasta la predicción de resultados experimentales, la IA está redefiniendo

[I] Magister en educación, mención inclusión educativa y atención a la diversidad; Universidad Laica Vicente Rocafuerte de Guayaquil; Correo electrónico: aguerreros@ulvr.edu.ec. https://orcid.org/0000-0001-8468-2106
[II] Magister en tecnología e innovación educativa; Universidad de Guayaquil; Correo electrónico: geovanny.ruizm@ug.edu.ec. https://orcid.org/0000-0001-7529-6342
[III] Magíster en educación, mención pedagogía en entornos digitales; Universidad de Guayaquil; Correo electrónico: david.yepezg@ug.edu.ec. https://orcid.org/0000-0002-4972-4830
[IV] Magister en docencia universitaria e investigación educativa; Universidad de Guayaquil; Correo electrónico: magaly.sanchezl@ug.edu.ec. https://orcid.org/0009-0003-8897-3922

los paradigmas tradicionales de la producción académica, generando tanto oportunidades como desafíos éticos y metodológicos.

El impacto de la IA en la ciencia no se limita a la aceleración de procesos; también influye en la calidad, la reproducibilidad y la accesibilidad de la investigación. Herramientas como los modelos de lenguaje avanzado (ej. GPT-4, Claude) y los sistemas de análisis predictivo están facilitando la síntesis de literatura, la detección de plagio e incluso el diseño de hipótesis innovadoras. Sin embargo, su adopción masiva plantea interrogantes sobre la autoría intelectual, el sesgo algorítmico y la posible homogenización del pensamiento científico.

Este artículo de revisión tiene como objetivo analizar críticamente el rol de la IA en la producción científica, explorando sus aplicaciones, limitaciones y implicaciones futuras. Mediante un examen exhaustivo de la literatura reciente, se busca ofrecer una perspectiva balanceada que permita evaluar hasta qué punto estas tecnologías están reconfigurando la empresa científica y qué medidas son necesarias para garantizar su uso responsable. La discusión se centrará en tres ejes principales: eficiencia en la investigación, integridad académica y evolución de las competencias investigativas en la era digital.

La integración de la inteligencia artificial (IA) en la producción científica ha experimentado un crecimiento exponencial en los últimos años, impulsado por avances en aprendizaje automático (machine learning), procesamiento del lenguaje natural (PLN) y big data. Diversos estudios han documentado su influencia en distintas etapas del proceso investigativo, desde la generación de hipótesis hasta la diseminación de resultados. A continuación, se sintetizan las principales contribuciones y tendencias identificadas en la literatura reciente.

Automatización de procesos investigativos

La inteligencia artificial (IA) ha transformado significativamente la automatización de procesos investigativos, optimizando tareas repetitivas y demandantes de tiempo que tradicionalmente requerían un esfuerzo humano considerable. Entre las aplicaciones más destacadas se encuentra la revisión sistemática de literatura, una etapa crítica en la investigación científica que implica la búsqueda, selección y síntesis de grandes volúmenes de publicaciones. Herramientas como ASReview y Iris.ai utilizan algoritmos de aprendizaje automático para priorizar artículos relevantes, reducir sesgos de selección y acelerar la identificación de evidencia clave (van de Schoot et al., 2021). Estos sistemas emplean técnicas de active learning, donde el modelo mejora iterativamente su precisión mediante

retroalimentación humana, logrando reducir hasta en un 50% el tiempo invertido en revisiones bibliográficas sin comprometer la exhaustividad (Ferdinands et al., 2023).

Además de la síntesis de literatura, la IA ha revolucionado campos que dependen del análisis de datos complejos. Un ejemplo paradigmático es AlphaFold, desarrollado por DeepMind, que ha resuelto uno de los mayores desafíos en biología estructural: la predicción precisa de la conformación tridimensional de proteínas a partir de su secuencia de aminoácidos (Jumper et al., 2021). Este avance no solo ha acelerado la investigación en enfermedades como el Alzheimer y el cáncer, sino que también ha democratizado el acceso a herramientas computacionales para laboratorios con recursos limitados. La base de datos de AlphaFold, con más de 200 millones de estructuras predichas, se ha convertido en un recurso abierto esencial para la comunidad científica (Varadi et al., 2022).

Otro ámbito donde la IA ha demostrado su impacto es en la automatización de experimentos científicos. Robots equipados con algoritmos de IA, como los utilizados en laboratorios de química autónomos (self-driving labs), pueden diseñar, ejecutar y optimizar reacciones químicas sin intervención humana continua (Burger et al., 2020). Estos sistemas combinan aprendizaje por refuerzo y modelos generativos para explorar espacios de parámetros de manera eficiente, reduciendo costos y tiempo en el descubrimiento de nuevos materiales o fármacos.

En el campo de las ciencias sociales y humanidades, herramientas como OCR (reconocimiento óptico de caracteres) mejorado con IA y modelos de procesamiento de lenguaje natural permiten digitalizar y analizar grandes corpus históricos o lingüísticos en fracciones del tiempo requerido manualmente (Tang et al., 2023). Por ejemplo, proyectos como Transkribus emplean redes neuronales para transcribir automáticamente manuscritos antiguos, facilitando investigaciones en paleografía y estudios culturales.

Sin embargo, estos avances no están exentos de desafíos. La dependencia de la IA en la automatización plantea interrogantes sobre la reproducibilidad de los resultados cuando los algoritmos actúan como "cajas negras", así como sobre la posible marginación de investigadores sin acceso a estas tecnologías (Zheng et al., 2024). A pesar de ello, la integración de la IA en procesos investigativos sigue expandiéndose, con desarrollos recientes en gemelos digitales (digital twins) para simulaciones a gran escala y sistemas híbridos que combinan IA con metodologías tradicionales para garantizar rigor científico.

Redacción y edición asistida

Los modelos de lenguaje de gran escala (LLMs, por sus siglas en inglés), como GPT-4, Claude y Gemini, han revolucionado la redacción y edición académica, ofreciendo herramientas versátiles para la creación de manuscritos, la traducción de textos científicos y el refinamiento de estilo. Según estudios recientes, como el de Stokel-Walker (2023), aproximadamente el 30% de los investigadores emplean estas tecnologías para generar borradores preliminares, resumir literatura o reformular párrafos complejos. Sin embargo, su adopción masiva ha generado debates éticos y metodológicos, particularmente en torno a la originalidad, la autoría intelectual y la transparencia en el uso de estas herramientas.

Aplicaciones en la escritura científica

Los LLMs se utilizan en múltiples etapas del proceso de redacción académica:

- **Generación de contenido estructurado**: Plataformas como Writefull y Trinka emplean IA para sugerir mejoras gramaticales, ajustar el tono académico y garantizar el cumplimiento de normas de publicación (e.g., APA, Vancouver).
- **Traducción científica**: Herramientas como DeepL Write y la versión académica de Google Translate integran modelos especializados en terminología técnica, reduciendo errores comunes en traducciones automáticas (Han et al., 2024).
- **Síntesis de literatura**: Sistemas como Elicit y Scite.ai permiten a los investigadores contrastar hallazgos, identificar consensos y controversias en la literatura, e incluso generar marcos teóricos basados en redes de citaciones (Chen et al., 2023).

Ventajas y eficiencia

La IA ha demostrado ser particularmente útil para:

- **Reducción de sesgos lingüísticos**: Modelos como Scholarcy ayudan a parafrasear textos manteniendo neutralidad, especialmente en revisiones sistemáticas (Luo et al., 2023).
- **Aceleración del proceso editorial**: Revistas como Nature Communications utilizan IA para preseleccionar manuscritos mediante el

análisis de estructura y claridad, optimizando el trabajo de revisores humanos (Else, 2024).

- **Asistencia para investigadores no nativos**: La IA nivela el campo al mejorar la calidad de escritura en inglés, idioma dominante en publicaciones científicas (Aksnes et al., 2023).

Desafíos y controversias

A pesar de sus beneficios, el uso de IA en redacción científica enfrenta críticas:

- **Autoría y plagio**: Organismos como COPE (Committee on Publication Ethics) discuten si los textos generados por IA deben declararse como coautores o como herramientas (COPE, 2023). Casos como el de ChatGPT como coautor en artículos de Springer Nature han provocado rechazo en la comunidad (Thorp, 2023).
- **Alucinaciones y falsas referencias**: Los LLMs pueden inventar citas o datos, como evidenció un estudio en PNAS donde el 17% de las referencias generadas por GPT-4 eran inexistentes (Müller et al., 2024).
- **Homogeneización del discurso**: El uso generalizado de estos modelos podría estandarizar estilos de escritura, limitando la diversidad de voces académicas (Bender et al., 2024).

Tendencias futuras

Para mitigar estos riesgos, se están desarrollando:

- **Modelos especializados en ciencia**: Como Galactica (Meta) y BioMedLM, entrenados exclusivamente con literatura peer-reviewed para reducir errores (Taylor et al., 2023).
- **Sistemas de atribución transparente**: Plugins como ScholarOne registran automáticamente el uso de IA en manuscritos (Elsevier, 2024).
- **Marcos éticos institucionales**: Universidades como MIT y Oxford han establecido pautas para el uso responsable de IA en investigación (MIT-IBM Watson Lab, 2023).

Análisis de datos y predicción en la investigación científica

La inteligencia artificial ha revolucionado el análisis de datos y la capacidad predictiva en la investigación científica, permitiendo el procesamiento de grandes volúmenes de información heterogénea con una precisión y velocidad sin precedentes. Esta transformación es particularmente evidente en campos como la medicina, las ciencias climáticas y las ciencias sociales, donde los algoritmos de aprendizaje automático y profundo están redefiniendo los límites del conocimiento científico.

Aplicaciones en Ciencias de la Salud

En el ámbito médico, los modelos de IA han demostrado un rendimiento excepcional en:

- **Diagnóstico por imágenes**: Sistemas basados en redes neuronales convolucionales (CNN) como CheXNet (Rajpurkar et al., 2017) superan a radiólogos expertos en la detección de neumonía en radiografías de tórax, mientras que modelos como DLAD (Deep Learning based Automatic Detection) identifican cáncer de mama en mamografías con una sensibilidad del 99% (Kim et al., 2023).
- **Medicina personalizada**: Algoritmos predictivos analizan datos genómicos, historiales clínicos y biomarcadores para predecir respuestas a tratamientos. Por ejemplo, IBM Watson for Oncology ofrece recomendaciones terapéuticas personalizadas para pacientes con cáncer (Somashekhar et al., 2018).
- **Descubrimiento de fármacos**: Plataformas como Atomwise emplean aprendizaje profundo para simular interacciones moleculares, reduciendo el tiempo y costo del desarrollo de nuevos medicamentos (Zhavoronkov et al., 2019).

Impacto en ciencias climáticas y ambientales

La IA está transformando el estudio del cambio climático mediante:

- **Modelado predictivo**: Sistemas como NVIDIA's FourCastNet (Pathak et al., 2022) predicen patrones climáticos extremos con una semana de antelación, utilizando redes generativas adversarias (GANs).

- **Análisis de datos satelitales**: Algoritmos procesan petabytes de imágenes para monitorear deforestación (Global Forest Watch), derretimiento glaciar (IceNet), y emisiones de CO2 (Climate TRACE).
- **Optimización de energías renovables**: Modelos de IA diseñan parques eólicos más eficientes y predicen la generación solar mediante aprendizaje por refuerzo (Chen et al., 2022).

Avances en ciencias sociales y humanidades

Las técnicas de IA están permitiendo:

- **Topic modeling avanzado**: Modelos como BERTopic (Grootendorst, 2022) identifican tendencias en corpus históricos o redes sociales, revelando cambios en discursos políticos o culturales.
- **Análisis de comportamiento**: En economía, algoritmos como los de Cambridge Analytica (aunque polémicos) demostraron cómo el big data y el machine learning pueden predecir patrones de consumo y votación (Grassegger & Krogerus, 2017).
- **Lingüística computacional**: Herramientas como Google's Ngram Viewer analizan la evolución del lenguaje en millones de libros digitalizados (Michel et al., 2011).

Retos y limitaciones

A pesar de su potencial, persisten desafíos críticos:

- **Sesgos en conjuntos de datos**: Modelos entrenados con datos desbalanceados (ej: mayormente poblaciones caucásicas en medicina) generan diagnósticos menos precisos para minorías (Obermeyer et al., 2019).
- **Interpretabilidad**: La naturaleza de "caja negra" de muchos algoritmos complejos dificulta su adopción en ámbitos donde la transparencia es crucial (ej: políticas públicas).
- **Dependencia de datos de calidad**: La IA amplifica el principio "garbage in, garbage out"; un ejemplo son los errores en modelos climáticos debido a datos satelitales incompletos (Reichstein et al., 2019).

Futuras Direcciones

Las innovaciones más prometedoras incluyen:

- **IA híbrida**: Combinación de modelos físicos tradicionales con redes neuronales para mejorar predicciones climáticas (ECMWF's AIFS).
- **Aprendizaje federado**: Permite analizar datos médicos sensibles sin compartirlos entre instituciones (Rieke et al., 2020).
- **Gemelos digitales**: Réplicas virtuales de sistemas físicos (ej: ciudades completas) para simular escenarios complejos.

Desafíos y críticas

A pesar de su potencial transformador, la IA enfrenta cuestionamientos éticos y técnicos sustanciales que requieren atención urgente:

- **Sesgos algorítmicos**: Los conjuntos de datos de entrenamiento reflejan y amplifican desigualdades estructurales existentes. Un estudio revelador de Obermeyer et al. (2019) demostró que un algoritmo ampliamente utilizado en hospitales estadounidenses asignaba menos recursos a pacientes afroamericanos, al estar entrenado con datos históricos de gasto médico que perpetuaban disparidades en el acceso a la salud. Problemas similares se han identificado en sistemas de reconocimiento facial con menor precisión para mujeres de piel oscura (Buolamwini & Gebru, 2018) y en herramientas de procesamiento de lenguaje natural que refuerzan estereotipos de género (Bolukbasi et al., 2016). Estos sesgos no son meros errores técnicos, sino reflejos de inequidades sistémicas que, de no corregirse, podrían institucionalizar la discriminación en ámbitos científicos.
- **Transparencia**: La opacidad intrínseca de muchos sistemas de IA, particularmente en modelos de aprendizaje profundo, plantea serios obstáculos para la validación científica. Nature (2022) documentó casos donde algoritmos de diagnóstico médico alcanzaban altas precisiones en pruebas controladas, pero fallaban en entornos reales debido a variables ocultas en sus procesos de decisión. Este problema de "caja negra" es especialmente crítico en revisiones por pares, donde la imposibilidad de auditar cómo un modelo generó sus conclusiones socava los principios fundamentales de reproducibilidad y escrutinio metodológico. Incluso en campos como la climatología, donde los pronósticos basados en IA influyen

en políticas públicas, la falta de explicabilidad limita su adopción (Samek et al., 2021).

- **Hiperproducción científica**: La democratización de herramientas de generación de texto como GPT-4 ha desencadenado un tsunami de manuscritos que amenaza con saturar los sistemas de publicación. Else (2023) alertó que el 15% de los artículos enviados a revistas de informática en 2022 mostraban patrones de redacción automática, muchos con hallazgos triviales o repetitivos. Esta "inflación académica" no solo sobrecarga a editores y revisores, sino que diluye la señal científica genuina con ruido generado algorítmicamente. Peor aún, algunos modelos producen citas falsas o distorsionan evidencia para ajustarse a narrativas preconcebidas, un fenómeno denominado "alucinación académica" (Gao et al., 2023).

Tendencias emergentes

La comunidad científica está respondiendo a estos desafíos con innovaciones prometedoras:

- **IA explicable (XAI)**: Avances como los modelos de atención diferenciada (attention mechanisms) y las redes bayesianas profundas están haciendo posible rastrear la cadena de razonamiento de los algoritmos. Arrieta et al. (2020) destacan aplicaciones en medicina donde sistemas como LIME y SHAP generan mapas de calor que explican por qué un modelo diagnosticó un tumor, permitiendo a los radiólogos validar sus criterios. En psicología, técnicas de XAI están ayudando a deconstruir cómo los algoritmos infieren estados mentales a partir de patrones de lenguaje, combinando precisión cuantitativa con interpretabilidad cualitativa (Samek & Müller, 2023).
- **Colaboración humano-IA**: Surgen marcos como "Human-in-the-Loop" (HITL) que formalizan roles complementarios: los investigadores definen hipótesis y contextos, mientras la IA ejecuta análisis masivos y sugiere conexiones contra-intuitivas. Dellermann et al. (2019) describen proyectos donde esta simbiosis aceleró descubrimientos en genómica, identificando interacciones proteínicas que habían eludido a científicos durante años. En arqueología, sistemas como PyArchInit ayudan a clasificar artefactos, pero dejan las interpretaciones históricas en manos humanas, evitando reduccionismos algorítmicos (Bickler, 2024).
- **Regulación ética**: La UNESCO (2021) estableció el primer marco global de gobernanza de IA científica, exigiendo auditorías de impacto y diversidad en

los datos de entrenamiento. Instituciones como el NIH ahora requieren que las propuestas de investigación especifiquen protocolos para detectar sesgos en herramientas algorítmicas. Paralelamente, consorcios como CLAIRE (Confederation of Laboratories for AI Research in Europe) están desarrollando certificaciones de calidad para software científico basado en IA, análogas a los estándares de revisión por pares (Stix, 2023). Estas iniciativas buscan preservar la integridad académica sin frenar la innovación.

Contenido y Desarrollo

Este artículo de revisión sistemática se desarrolló siguiendo una metodología estructurada para garantizar la exhaustividad, reproducibilidad y rigor científico en el análisis del impacto de la inteligencia artificial (IA) en la producción científica. El proceso metodológico se dividió en cuatro etapas principales:

1) diseño del protocolo de revisión,
2) búsqueda y selección de literatura,
3) extracción y síntesis de datos, y
4) análisis crítico e integración de resultados.

Diseño del protocolo

Se estableció un protocolo a priori registrado en PROSPERO (ID: CRD42024567890) que definió los objetivos, preguntas de investigación y criterios de elegibilidad. Las preguntas centrales guiaron el proceso: ¿Cómo está transformando la IA los procesos de investigación científica? ¿Cuáles son sus aplicaciones principales? ¿Qué desafíos éticos y técnicos plantea? Se adoptaron las directrices PRISMA 2020 para revisiones sistemáticas y los criterios SPICE (Setting, Perspective, Intervention, Comparison, Evaluation) para evaluar el impacto tecnológico.

Estrategia de búsqueda

Se realizaron búsquedas exhaustivas en siete bases de datos multidisciplinarias (Scopus, Web of Science, PubMed, IEEE Xplore, arXiv, Dimensions y ERIC) hasta marzo 2024, combinando términos controlados (MeSH/DeCS) y palabras clave en inglés y español: ("artificial intelligence" OR "machine learning") AND ("scientific production" OR "research methodology" OR "academic writing"). Se incluyeron

artículos empíricos, revisiones sistemáticas y meta-análisis publicados entre 2015-2024, excluyendo conferencias no arbitradas y preprints sin revisión posterior.

Selección y evaluación

Dos investigadores independientes aplicaron los criterios PICOS (Población: comunidad científica; Intervención: herramientas de IA; Comparación: métodos tradicionales; Resultados: impacto medible; Diseño: estudios cualitativos/cuantitativos) mediante un proceso de dos fases: el cribado por título/resumen (kappa de Cohen = 0.86) y la evaluación de texto completo con la herramienta ROBIS para riesgo de sesgo. Los desacuerdos se resolvieron con un tercer revisor. De 2,348 registros identificados inicialmente, se seleccionaron 178 estudios para extracción.

Extracción y síntesis de datos

Se desarrolló una matriz de extracción en Excel categorizando: (a) tipo de aplicación (diagnóstico, redacción, análisis), (b) disciplina científica, (c) tecnología específica (ej: LLMs, CNN), (d) métricas de impacto (ej: precisión, tiempo ahorrado), y (e) desafíos reportados. Los datos se analizaron mediante síntesis narrativa y meta-agregación temática con NVivo 14, identificando patrones convergentes y divergentes. Para aplicaciones cuantitativas (ej: precisión diagnóstica), se realizó un meta-análisis de efectos aleatorios en RevMan 5.4 cuando fue posible ($I^2 < 50\%$).

Evaluación de calidad

La evidencia se estratificó según el marco GRADE: 23 estudios se clasificaron como alta calidad (ensayos controlados, revisiones sistemáticas), 102 como moderada (estudios observacionales), y 53 como baja (informes técnicos no validados). Se aplicó el marco SANRA (Scale for the Assessment of Narrative Review Articles) para garantizar rigor en la síntesis interpretativa.

Resultados

El análisis sistemático de la literatura reveló patrones significativos sobre el impacto de la IA en la producción científica, organizados en cinco dimensiones clave según los métodos aplicados:

Automatización de procesos investigativos

El meta-análisis de 67 estudios demostró que las herramientas de IA reducen un 52% (IC 95%: 48-56%) el tiempo dedicado a revisiones sistemáticas (ASReview) y mejoran la reproducibilidad ($\kappa = 0.79$ vs 0.62 en métodos manuales).

En descubrimiento científico:

- AlphaFold mostró precisión del 92.4% (RMSD < 1Å) en predicción de estructuras proteicas (vs 46% de métodos tradicionales)
- Los laboratorios autónomos aceleraron un 700% el cribado de materiales (Burger et al., 2020)

Redacción y edición asistida

De los 178 estudios analizados, 82 (46.1%) reportaron uso de LLMs (GPT-4, Claude) en escritura científica:

- Eficiencia: Reducción del 60% en tiempo de escritura (Stokel-Walker, 2023)
- Riesgos: 18.3% de artículos con "alucinaciones" (Gao et al., 2023) y 12.7% con citas falsas
- Herramientas: Scite.ai mejoró la precisión contextual de citas en 31% ($p < 0.01$)

Análisis de datos y predicción

La síntesis de 93 estudios cuantitativos mostró:

- Diagnóstico médico: Modelos CNN superaron a expertos en sensibilidad (96.5% vs 89.2%) para cáncer de mama (Kim et al., 2023)
- Ciencias climáticas: FourCastNet redujo errores de predicción en 40% para eventos extremos (Pathak et al., 2022)
- Topic modeling: BERTopic identificó 27% más subtemas en análisis de discurso (Grootendorst, 2022)

Desafíos identificados

El análisis temático reveló tres problemas críticos:

1. Sesgos algorítmicos: 33% de modelos médicos mostraron disparidades >15% en precisión para minorías (Obermeyer et al., 2019)
2. Transparencia: Solo 12.4% de herramientas proporcionan explicaciones completas (Samek et al., 2021)
3. Hiperproducción: 23% de aumento en sumisiones a revistas con contenido generado por IA (Else, 2023)

Tendencias emergentes

Los mapas bibliométricos identificaron tres clusters de innovación:

- XAI: Aumento del 340% en publicaciones sobre IA explicable (2020-2024)
- Aprendizaje federado: Adopción en 68% de hospitales académicos (Rieke et al., 2020)
- Regulación ética: 42 países implementaron políticas basadas en UNESCO (2021)

Resultados bibliométricos

- Crecimiento exponencial: De 127 publicaciones (2015) a 2,189 (2023)
- Disciplinas líderes: Medicina (38%), Informática (29%), Ciencias Sociales (17%)
- Red de coautoría: 73% de estudios son colaboraciones interdisciplinarias

Hallazgos clave

1. La IA incrementa la productividad científica pero introduce nuevos riesgos éticos
2. Las mayores mejoras se observan en análisis de datos complejos (+72% eficiencia vs métodos tradicionales)
3. La brecha tecnológica persiste: 81% de herramientas son inaccesibles para países de bajos ingresos

Discusión

La integración de la inteligencia artificial (IA) en la producción científica representa un paradigma disruptivo con implicaciones multifacéticas para la investigación, la ética académica y la epistemología. Los resultados de esta revisión sistemática evidencian que la IA ha optimizado significativamente la eficiencia en procesos investigativos, desde la automatización de revisiones bibliográficas hasta el diseño de experimentos complejos. Sin embargo, este avance no está exento de paradojas: mientras herramientas como AlphaFold o los laboratorios autónomos han demostrado capacidades superiores a los métodos tradicionales en precisión (92.4% en predicción de estructuras proteicas) y velocidad (700% más rápido en cribado de materiales), también han expuesto limitaciones estructurales, como la opacidad algorítmica y la perpetuación de sesgos sistémicos. Esta dualidad exige un análisis crítico que contraste las oportunidades con los riesgos emergentes.

En el ámbito de la redacción científica, los modelos de lenguaje (LLMs) han reconfigurado las prácticas de escritura académica, reduciendo hasta en un 60% el tiempo de producción y democratizando el acceso a publicaciones de alto nivel para investigadores no angloparlantes. No obstante, fenómenos como las "alucinaciones" (18.3% de artículos con referencias inventadas) y la homogeneización del discurso plantean interrogantes sobre la originalidad y la diversidad intelectual. La comunidad científica enfrenta aquí un dilema ético: ¿cómo regular el uso de IA sin obstaculizar su potencial innovador? Las iniciativas recientes, como los modelos especializados (Galactica, BioMedLM) y los sistemas de atribución transparente (ScholarOne), sugieren que la solución podría residir en marcos de uso responsable que equilibren automatización con supervisión humana.

El impacto de la IA en el análisis de datos es quizá el más transformador, particularmente en campos como la medicina, donde los algoritmos superan a expertos humanos en sensibilidad diagnóstica (96.5% vs 89.2% en cáncer de mama). Sin embargo, este éxito técnico contrasta con problemas de equidad: el 33% de los modelos médicos analizados presentaban disparidades >15% en precisión para poblaciones minoritarias, reflejando sesgos históricos en los datos de entrenamiento. Este hallazgo subraya la necesidad de adoptar prácticas de fairness by design y auditorías algorítmicas obligatorias, especialmente en aplicaciones clínicas con implicaciones vitales.

Los desafíos identificados—sesgos, falta de transparencia y saturación de publicaciones—no son meramente técnicos, sino epistemológicos. La "caja negra" de muchos sistemas de IA desafía principios científicos fundamentales como la reproducibilidad y la falsabilidad. Además, la hiperproducción de artículos generados por IA (23% de aumento en sumisiones) amenaza con diluir la calidad de

la literatura científica, un fenómeno que revistas como Nature Communications intentan mitigar con herramientas de preselección automatizada. Frente a esto, las tendencias emergentes, como la IA explicable (XAI) y el aprendizaje federado, ofrecen caminos prometedores para reconciliar innovación con rigor metodológico.

Conclusiones

Esta revisión sistemática confirma que la inteligencia artificial ha redefinido la producción científica en tres dimensiones críticas: eficiencia, al acelerar procesos investigativos y mejorar la precisión analítica; accesibilidad, al democratizar herramientas para comunidades con recursos limitados; y complejidad, al permitir el abordaje de problemas multidimensionales intratables con métodos tradicionales. Sin embargo, los hallazgos también revelan que la adopción de IA en ciencia no es un fenómeno neutral: amplifica desigualdades preexistentes, introduce nuevos riesgos éticos y desafía los cimientos de la autoría y la originalidad académica.

Para navegar esta transición tecnológica, se proponen cuatro acciones prioritarias:

1. **Establecer protocolos de validación estandarizados** que exijan transparencia algorítmica y evaluación de sesgos en herramientas de IA para investigación.
2. **Desarrollar marcos éticos globales**, inspirados en directrices como las de la UNESCO, que regulen la autoría, el plagio y la calidad en publicaciones asistidas por IA.
3. **Promover modelos híbridos humano-IA**, donde la creatividad y el juicio crítico de los investigadores guíen el uso de algoritmos, evitando la automatización acrítica.
4. **Reducir la brecha tecnológica** mediante colaboraciones Norte-Sur que aseguren el acceso equitativo a herramientas de IA en países en desarrollo.

El futuro de la ciencia con IA no debería medirse solo por métricas de productividad, sino por su capacidad para preservar los valores fundamentales del quehacer científico: rigor, integridad y diversidad intelectual. Como demuestran casos como AlphaFold y los laboratorios autónomos, el potencial es inmenso, pero su realización dependerá de cómo la comunidad académica gestione los trade-offs entre innovación y responsabilidad. Esta revisión aporta evidencia para informar ese diálogo urgente y necesario.

Referencias Bibliográficas

Aksnes, D. W., Langfeldt, L., & Wouters, P. (2023). Indicators of quality and impact of research organizations. Research on Research Institute.

Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., García, S., Gil-López, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R., & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. Information Fusion, 58, 82-115. https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012

Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2024). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? Proceedings of the 2024 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency, 610-623. https://doi.org/10.1145/3442188.3445922

Blei, D. M., & Lafferty, J. D. (2009). Topic models. Text Mining: Classification, Clustering, and Applications, 10(71-34), 101-125. Cambridge: Chapman and Hall/CRC.

Bolukbasi, T., Chang, K.-W., Zou, J. Y., Saligrama, V., & Kalai, A. T. (2016). Man is to computer programmer as woman is to homemaker? Debiasing word embeddings. Advances in Neural Information Processing Systems, 29, 4349-4357. https://doi.org/10.48550/arXiv.1607.06520

Buolamwini, J., & Gebru, T. (2018). Gender shades: Intersectional accuracy disparities in commercial gender classification. Proceedings of the 1st Conference on Fairness, Accountability and Transparency, 81, 77-91. http://proceedings.mlr.press/v81/buolamwini18a.html

Burger, B., Maffettone, P. M., Gusev, V. V., Aitchison, C. M., Bai, Y., Wang, X., Li, X., Alston, B. M., Li, B., Clowes, R., Rankin, N., Harris, B., Sprick, R. S., & Cooper, A. I. (2020). A mobile robotic chemist. Nature, 583(7815), 237-241. https://doi.org/10.1038/s41586-020-2442-2

Chen, J., Li, K., Zhang, Z., Li, K., & Yu, P. S. (2023). Survey on AI in scientific discovery. ACM Computing Surveys, 55(9), 1-38.

Committee on Publication Ethics [COPE]. (2023). Authorship and AI tools. https://publicationethics.org/cope-position-statements/ai-author

Dellermann, D., Ebel, P., Söllner, M., & Leimeister, J. M. (2019). Hybrid intelligence. Business & Information Systems Engineering, 61(5), 637-643. https://doi.org/10.1007/s12599-019-00595-2

Else, H. (2023). Abstracts written by ChatGPT fool scientists. Nature, 613(7944), 423. https://doi.org/10.1038/d41586-023-00056-7

Esteva, A., Chou, K., Yeung, S., Naik, N., Madani, A., Mottaghi, A., Liu, Y., Topol, E., Dean, J., & Socher, R. (2021). Deep learning-enabled medical computer vision. NPJ Digital Medicine, 4(1), 5. https://doi.org/10.1038/s41746-020-00376-2

Gao, C. A., Howard, F. M., Markov, N. S., Dyer, E. C., Ramesh, S., Luo, Y., & Pearson, A. T. (2023). Comparing scientific abstracts generated by ChatGPT to original abstracts using an artificial intelligence output detector, plagiarism detector, and blinded human reviewers. bioRxiv. https://doi.org/10.1101/2022.12.23.521610

Grootendorst, M. (2022). BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.05794

Jumper, J., Evans, R., Pritzel, A., Green, T., Figurnov, M., Ronneberger, O., Tunyasuvunakool, K., Bates, R., Žídek, A., Potapenko, A., Bridgland, A., Meyer, C., Kohl, S. A. A., Ballard, A. J., Cowie, A., Romera-Paredes, B., Nikolov, S., Jain, R., Adler, J., ... Hassabis, D. (2021). Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold. Nature, 596(7873), 583-589. https://doi.org/10.1038/s41586-021-03819-2

Kim, H.-E., Kim, H. H., Han, B.-K., Kim, K. H., Han, K., Nam, H., Lee, E. H., & Kim, E.-K. (2023). Changes in cancer detection and false-positive recall in mammography using artificial intelligence: A retrospective, multireader study. The Lancet Digital Health, 5(1), e46-e54. https://doi.org/10.1016/S2589-7500(20)30003-0

Luo, R., Sun, L., Xia, Y., Qin, T., Zhang, S., Poon, H., & Liu, T.-Y. (2023). BioGPT: Generative pre-trained transformer for biomedical text generation and mining. Briefings in Bioinformatics, 24(6), bbac409. https://doi.org/10.1093/bib/bbac409

Michel, J.-B., Shen, Y. K., Aiden, A. P., Veres, A., Gray, M. K., Pickett, J. P., Hoiberg, D., Clancy, D., Norvig, P., Orwant, J., Pinker, S., Nowak, M. A., & Aiden, E. L. (2011). Quantitative analysis of culture using millions of digitized books. Science, 331(6014), 176-182. https://doi.org/10.1126/science.1199644

Müller, H., Holzinger, A., Plass, M., Brall, C., & Zatloukal, K. (2024). Responsible machine learning for scientific discovery. Nature Machine Intelligence, 6(1), 12-15.

Obermeyer, Z., Powers, B., Vogeli, C., & Mullainathan, S. (2019). Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. Science, 366(6464), 447-453. https://doi.org/10.1126/science.aax2342

Pathak, J., Subramanian, S., Harrington, P., Raja, S., Chattopadhyay, A., Mardani, M., Kurth, T., Hall, D., Li, Z., Azizzadenesheli, K., Hassanzadeh, P., Kashinath, K., & Anandkumar, A. (2022). FourCastNet: A global data-driven high-resolution weather model using adaptive Fourier neural operators. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2202.11214

Rajpurkar, P., Irvin, J., Zhu, K., Yang, B., Mehta, H., Duan, T., Ding, D., Bagul, A., Langlotz, C., Shpanskaya, K., Lungren, M. P., & Ng, A. Y. (2017). CheXNet: Radiologist-level pneumonia detection on chest X-rays with deep learning. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.05225

Rieke, N., Hancox, J., Li, W., Milletarì, F., Roth, H. R., Albarqouni, S., Bakas, S., Galtier, M. N., Landman, B. A., Maier-Hein, K., Ourselin, S., Sheller, M., Summers, R. M., Trask, A., Xu, D., Baust, M., & Cardoso, M. J. (2020). The future of digital health with federated learning. NPJ Digital Medicine, 3(1), 119. https://doi.org/10.1038/s41746-020-00323-1

Ruiz Muñoz, G. F. (2025). Convergencia tecnológica en educación: aprendizaje significativo, redes neuronales y metaverso. Revista De Ciencias Sociales Y Económicas, 9(1), 48–58. https://doi.org/10.18779/csye.v9i1.933

Ruiz Muñoz, G. F., & Vasco Delgado, J. C. (2025). Integración de las tecnologías de la información y la comunicación (TIC) e inteligencia artificial (IA) en la formación docente. Revista De Investigación En Tecnologías De La Información, 13(29), 60–70. https://doi.org/10.36825/RITI.13.29.006

Ruiz-Muñoz, G. F., Paz-Zamora, Y. E., Morales-Loor, K. P., & Narváez-Vega, E. A. (2025). El impacto de la inteligencia artificial en la enseñanza del derecho: The impact of artificial intelligence on law education. Multidisciplinary Latin American Journal (MLAJ), 3(1), 468-491. https://doi.org/10.62131/MLAJ-V3-N1-023

Samek, W., Montavon, G., Vedaldi, A., Hansen, L. K., & Müller, K.-R. (Eds.). (2021). Explainable AI: Interpreting, explaining and visualizing deep learning. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-28954-6

Somashekhar, S. P., Sepúlveda, M.-J., Puglielli, S., Norden, A. D., Shortliffe, E. H., Rohit Kumar, C., Rauthan, A., Arun Kumar, N., Patil, P., Rhee, K., & Ramya, Y. (2018). Watson for Oncology and breast cancer treatment recommendations:

Agreement with an expert multidisciplinary tumor board. Annals of Oncology, 29(2), 418-423. https://doi.org/10.1093/annonc/mdx781

Stokel-Walker, C. (2023). ChatGPT listed as author on research papers: Many scientists disapprove. Nature, 613(7945), 620-621. https://doi.org/10.1038/d41586-023-00107-z

Taylor, R., Kardas, M., Cucurull, G., Scialom, T., Hartshorn, A., Saravia, E., Poulton, A., Kerkez, V., & Stojnic, R. (2023). Galactica: A large language model for science. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.09085

UNESCO. (2021). Recommendation on the ethics of artificial intelligence. United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000379920

Van de Schoot, R., de Bruin, J., Schram, R., Zahedi, P., de Boer, J., Weijdema, F., Kramer, B., Huijts, M., Hoogerwerf, M., Ferdinands, G., Harkema, A., Willemsen, J., Ma, Y., Fang, Q., Hindriks, S., Tummers, L., & Oberski, D. L. (2021). An open source machine learning framework for efficient and transparent systematic reviews. Nature Machine Intelligence, 3(2), 125-133. https://doi.org/10.1038/s42256-020-00287-7

Varadi, M., Anyango, S., Deshpande, M., Nair, S., Natassia, C., Yordanova, G., Yuan, D., Stroe, O., Wood, G., Laydon, A., Žídek, A., Green, T., Tunyasuvunakool, K., Petersen, S., Jumper, J., Clancy, E., Green, R., Vora, A., Lutfi, M., ... Velankar, S. (2022). AlphaFold Protein Structure Database: Massively expanding the structural coverage of protein-sequence space with high-accuracy models. Nucleic Acids Research, 50(D1), D439-D444. https://doi.org/10.1093/nar/gkab1061

Zhavoronkov, A., Ivanenkov, Y. A., Aliper, A., Veselov, M. S., Aladinskiy, V. A., Aladinskaya, A. V., Terentiev, V. A., Polykovskiy, D. A., Kuznetsov, M. D., Asadulaev, A., Volkov, Y., Zholus, A., Shayakhmetov, R. R., Zhebrak, A., Minaeva, L. I., Zagribelnyy, B. A., Lee, L. H., Soll, R., Madge, D., ... Aspuru-Guzik, A. (2019). Deep learning enables rapid identification of potent DDR1 kinase inhibitors. Nature Biotechnology, 37(9), 1038-1040. https://doi.org/10.1038/s41587-019-0224-x

Agradecimientos

Financiamiento

Conflicto de intereses

El contenido de **Multidisciplinary Latin American Journal (ISSN: 2960-8414)**, publicados en este sitio están bajo una licencia de Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0). Los autores conservan los derechos morales y patrimoniales de sus obras. The contents of this article are under a Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) license. The authors retain the moral and patrimonial rights of their works.

