

REVISIÓN

## Algorithmic Bias and Data Justice: ethical challenges in Artificial Intelligence Systems

### Sesgo Algorítmico y Justicia de Datos: desafíos éticos en los Sistemas de Inteligencia Artificial

Javier Gonzalez-Argote<sup>1,2</sup>  , Emanuel Maldonado<sup>1,2</sup>  , Karina Maldonado<sup>1,2</sup>  

<sup>1</sup>A&G Editor. Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina.

<sup>2</sup>Universidad Abierta Interamericana. Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina.

**Citar como:** Gonzalez-Argote J, Maldonado E, Maldonado K. Algorithmic Bias and Data Justice: ethical challenges in Artificial Intelligence Systems. EthAlca. 2025; 4:159. <https://doi.org/10.56294/ai2025159>

**Enviado:** 23-06-2024

**Revisado:** 02-10-2024

**Aceptado:** 05-01-2025

**Publicado:** 06-01-2025

**Editor:** PhD. Rubén González Vallejo 

**Autor para la correspondencia:** Javier Gonzalez-Argote 

#### ABSTRACT

This article examines the critical ethical challenges posed by algorithmic bias in artificial intelligence (AI) systems, focusing on its implications for social justice and data equity. Through a systematic review of case studies and theoretical frameworks, we analyze how biased datasets and algorithmic designs perpetuate structural inequalities, particularly affecting marginalized communities. The study highlights key examples, such as gender and racial biases in facial recognition and hiring algorithms, while exploring mitigation strategies rooted in data justice principles. Additionally, we evaluate regulatory responses, including the European Union's AI Act, which proposes a risk-based governance framework. The findings underscore the urgent need for interdisciplinary approaches to develop fairer AI systems that align with ethical standards and human rights.

**Keywords:** Algorithmic Bias; Data Justice; Artificial Intelligence Ethics; Machine Learning Fairness; AI Regulation.

#### RESUMEN

Este artículo analiza los desafíos éticos críticos planteados por el sesgo algorítmico en los sistemas de inteligencia artificial (IA), centrándose en sus implicaciones para la justicia social y la equidad de datos. Mediante una revisión sistemática de casos de estudio y marcos teóricos, examinamos cómo los conjuntos de datos sesgados y los diseños algorítmicos perpetúan desigualdades estructurales, afectando especialmente a comunidades marginadas. El estudio destaca ejemplos clave, como los sesgos de género y raciales en algoritmos de reconocimiento facial y contratación, mientras explora estrategias de mitigación basadas en principios de justicia de datos. Además, evaluamos respuestas regulatorias, incluyendo el Reglamento de IA de la Unión Europea, que propone un marco de gobernanza basado en riesgos. Los hallazgos subrayan la necesidad urgente de enfoques interdisciplinarios para desarrollar sistemas de IA más justos que cumplan con estándares éticos y derechos humanos.

**Palabras clave:** Sesgo Algorítmico; Justicia de Datos; Ética de la Inteligencia Artificial; Equidad en Aprendizaje Automático; Regulación de IA.

## INTRODUCCIÓN

La Inteligencia Artificial (IA) en la actualidad se ha consolidado como un catalizador de transformación en múltiples sectores. Según investigaciones recientes, tecnologías como el aprendizaje automático, la visión por computadora y los dispositivos IoT inteligentes están revolucionando los más diversos sectores en la sociedad. Estas herramientas identifican peligros con mayor precisión, optimizan protocolos y tareas complejas, contribuyen a la gestión del conocimiento, por solo citar algunas de sus aplicaciones.<sup>(1,2)</sup>

Los modelos de lenguaje (LLM) y otras técnicas de machine learning están redefiniendo los procesos de gestión de información en función de sistemas de IA más desarrollados. Desde el análisis acelerado de datos hasta la creación automatizada de informes, gráficos o incluso código, estas herramientas agilizan tareas que antes requerían horas de trabajo manual. Su adopción, sin embargo, exige una evaluación crítica para garantizar precisión y ética en sus resultados.<sup>(3,4)</sup>

El aprendizaje automático se sustenta en datos de diversa naturaleza: desde imágenes, audio y texto hasta redes complejas, coordenadas GPS o estructuras tabulares. Cualquier representación digital de información puede, en principio, convertirse en materia prima para estos modelos. Este principio fundamental - que los sistemas aprenden patrones directamente de los datos - explica por qué el *machine learning* constituye el núcleo de lo que comúnmente denominamos 'inteligencia artificial' en aplicaciones contemporáneas. De hecho, la mayoría de las tecnologías disruptivas del siglo XXI que se comercializan como IA son, en esencia, implementaciones sofisticadas de técnicas de aprendizaje automático.<sup>(5,6)</sup>

En el ámbito del aprendizaje automático coexisten múltiples paradigmas, siendo el aprendizaje supervisado uno de los más extendidos. En este enfoque, los modelos se entrenan mediante datos etiquetados que actúan como guía, estableciendo una relación sistemática entre las características intrínsecas de los datos y sus correspondientes categorías predefinidas. Este proceso aparentemente técnico sustenta aplicaciones críticas que van desde sistemas de diagnóstico médico hasta plataformas de reconocimiento de imágenes.<sup>(5,7,8,9)</sup>

Sin embargo, estos mismos algoritmos que impulsan innovaciones llevan consigo un riesgo latente: sus sesgos intrínsecos pueden amplificar desigualdades sociales existentes cuando se implementan a escala masiva. Poner el foco en los datos, los modelos y las personas puede servir para construir una inteligencia artificial más «justa».<sup>(5,8)</sup>

Los sistemas de IA no son neutrales: su capacidad para replicar o amplificar desigualdades sociales a través del sesgo algorítmico los convierte en un desafío ético prioritario. Este fenómeno, definido como errores sistemáticos que perjudican a grupos marginados, surge tanto de datos que reflejan prejuicios históricos, como de diseños algorítmicos inadvertidamente discriminatorios. Estas cuestiones conllevan a centrar la mirada en aspectos tan críticos por el nivel de generalización alcanzado por las IA.<sup>(10,11)</sup>

Este artículo tiene como objetivo sistematizar de forma crítica los mecanismos que generan sesgo algorítmico en sistemas de IA. Este abordaje es necesario en modelos de aprendizaje supervisado y LLMs, para evaluar sus implicaciones éticas en aplicaciones sensibles (salud, justicia y empleo), y proponer estrategias basadas en justicia de datos para mitigarlos.

## MÉTODO

Este estudio adopta un enfoque cualitativo de revisión crítica, orientado a sistematizar los referentes teóricos y empíricos sobre sesgo algorítmico y justicia de datos en sistemas de inteligencia artificial. Se empleó un método analítico-sintético para organizar, evaluar e interpretar la evidencia disponible, garantizando rigurosidad en la selección y análisis de fuentes.

Se realizó una búsqueda exhaustiva en bases de datos académicas: Scopus, SciELO, PubMed/Medline, Semantic Scholar y Google Académico. Los términos clave empleados fueron: “Sesgo algorítmico”, “Ética de la inteligencia artificial”, “Equidad en aprendizaje automático”, “Regulación de IA”. El criterio de inclusión abarcó estudios publicados entre 2021 y 2025, en español, inglés y portugués, que abordaran los aspectos éticos de los sesgos en la IA. El análisis cualitativo y la triangulación de fuentes permitió contrastar hallazgos y validar consistencia en las conclusiones.

## DESARROLLO

En el contexto de la Cuarta Revolución Industrial, el debate sobre la IA ha trascendido los círculos técnicos, académicos y empresariales para instalarse en la esfera pública global.<sup>12</sup> Esta popularización se evidencia en la cobertura recurrente de los medios de comunicación y redes sociales, que destacan cómo la IA está reconfigurando tanto la vida cotidiana como los sistemas económicos a escala nacional e internacional.<sup>(13)</sup>

Se ha identificado que los algoritmos tienen una doble materialidad: digital en su constitución y cultural en su funcionalidad, según expresa Sued.<sup>(14)</sup> En este sentido, la tecnología debe entenderse como un reflejo de las relaciones sociales inscritas en un contexto histórico específico, lo que invalida cualquier pretensión de neutralidad técnica. Esta naturaleza contingente de los sistemas inteligentes exige un análisis crítico de su diseño. Tal comprensión resulta fundamental para estudiar los procesos sociotécnicos de transferencia y

apropiación tecnológica, donde los algoritmos emergen como artefactos que materializan dinámicas de poder, preferencias culturales y sesgos institucionales.

Esto implica la aparición de sesgos en los algoritmos de IA, de manera inevitable. El sesgo algorítmico constituye un fenómeno sistémico que reproduce injusticias a través de sistemas basados en datos, que afectan de forma desproporcionada a comunidades históricamente marginadas. No son meros errores técnicos, sino manifestaciones de desigualdades estructurales codificadas en la tecnología. Se revela la urgencia de un debate interdisciplinario que aborde:<sup>(15)</sup>

- Las raíces sociohistóricas de los sesgos (datos que reflejan discriminaciones pasadas).
- Los mecanismos técnicos que los perpetúan (diseño de modelos y métricas).
- Estrategias de mitigación centradas en justicia algorítmica.

El sesgo algorítmico se conceptualiza como una cuestión de equidad, que requiere un abordaje donde se prioriza la justicia sobre la equidad en contextos injustos. En este marco se aboga por estrategias de gobernanza que incluyan mejorar la calidad de los datos y modelar la injusticia estructural para mejorar tanto la equidad como la justicia.<sup>(16,17)</sup>

El origen de los sesgos está dado por los errores sistemáticos en los datos o los procesos de toma de decisiones, lo que afecta a la equidad. Mitigarlos es esencial para promover la equidad y la justicia en las aplicaciones de aprendizaje automático, garantizando prácticas de IA responsables que minimicen los daños y mejoren la equidad en los resultados.<sup>(18)</sup>

Según la literatura, surgen cuando los datos de capacitación reflejan injusticias sociales, lo que puede perpetuar la discriminación. La justicia de datos busca abordar estos sesgos a través de soluciones técnicas, iniciativas de justicia social y medidas de gobernanza, haciendo hincapié en la necesidad de enfoques integrales para mitigar los sesgos en los sistemas de IA.<sup>(19)</sup>

El concepto de sesgo algorítmico emergió como categoría analítica a partir de estudios pioneros sobre tecnologías de reconocimiento facial y vigilancia predictiva, revelando cómo estos sistemas no solo reproducen desigualdades estructurales, sino que las intensifican mediante nuevas formas de control neocolonial. Estas tecnologías —desplegadas predominantemente sobre comunidades negras, indígenas y racializadas— actualizan mecanismos históricos de opresión bajo un disfraz de neutralidad técnica.<sup>(20)</sup>

Como señala Singer,<sup>(21)</sup> la discusión sobre los sesgos algorítmicos ha trascendido lo técnico para instalarse en el terreno de la ética aplicada, un campo tradicionalmente marginado en la formación ingenieril. Esta tensión expone una paradoja fundacional: mientras los sistemas de IA se implementan a escala global, sus diseños suelen ignorar contextos sociopolíticos específicos, naturalizando así violencias sistémicas bajo la retórica del progreso tecnológico.

Los casos de sesgo algorítmico derivados de conjuntos de datos son numerosos y heterogéneos, producto fundamentalmente de bases de datos que no reflejan la diversidad poblacional. Estas limitaciones responden a un problema estructural: los datos disponibles constituyen representaciones parciales que reproducen las perspectivas y experiencias de grupos históricamente privilegiados. Así, los sistemas de IA terminan codificando y amplificando las visiones dominantes de quienes han ocupado posiciones hegemónicas en la producción de conocimiento.<sup>(4,22)</sup>

Delegar en herramientas algorítmicas determinados procesos de tomas de decisión en las sociedades que son medulares para la sociedad permite a instituciones públicas y privadas trasladar responsabilidades éticas a la tecnología. Sin embargo, esta aparente objetividad técnica enmascara un problema crítico: muchos de estos sistemas reproducen y amplifican patrones de desigualdad estructural, aumentando la vulnerabilidad y exclusión de grupos históricamente desfavorecidos. Lejos de ser neutrales, los algoritmos terminan institucionalizando sesgos bajo la apariencia de imparcialidad tecnológica.<sup>(4)</sup>

La inclusión en los patrones estadísticos que identifican los sistemas de IA generativa determina el acceso a recursos sociales fundamentales. Esta selección automatizada, presentada como objetiva, establece barreras invisibles que pueden agravar la vulnerabilidad de quienes quedan fuera de estos modelos.<sup>(4)</sup>

La supuesta delgada línea entre la evaluación algorítmica y el análisis humano se revela como una fractura social cuando amplifica desigualdades preexistentes. Los sistemas basados en datos priorizan eficiencia sobre equidad, desplazando valores como la racionalidad contextual y la comunicación interpersonal en decisiones críticas. Este fenómeno evidencia una doble injusticia: algorítmica (en el diseño) y epistémica (en la producción de conocimiento).<sup>(23,24)</sup>

La implementación masiva de estas tecnologías plantea retos urgentes, particularmente en políticas públicas y procesos laborales. Los algoritmos no solo replican sesgos históricos, sino que los refuerzan mediante ciclos de retroalimentación. Un ejemplo paradigmático son los sistemas de contratación automatizada que perpetúan discriminación de género (como muestra la investigación de Dastin, 2018 sobre herramientas de reclutamiento en Amazon).<sup>(4,25,26)</sup>

En el sistema de reclutamiento de Amazon, la simple introducción del término “women’s” en el currículum

generaba un agravio contra las mujeres. mostraba un sesgo particular contra mujeres egresadas de universidades femeninas no mixtas, degradando sistemáticamente sus perfiles en el proceso de evaluación. Aunque inicialmente el equipo identificó este comportamiento discriminatorio como un problema prioritario a corregir, el proyecto de mitigación fue finalmente abandonado. La decisión se tomó al constatar que las intervenciones técnicas podrían simplemente trasladar el sesgo hacia otras dimensiones, sin garantizar una verdadera neutralidad en el proceso selectivo.<sup>(25,26)</sup>

Ante ejemplos como este, se ha puntualizado que las tecnologías potenciadas por IA tienen patrones que profundizan en las divisiones sociales y las desigualdades sociales. Esto con más énfasis en grupos históricamente desfavorecidos, marginados y vulnerables. Este patrón existe a escala mundial y sugiere que los países de ingresos bajos y medianos pueden ser más vulnerables a los impactos sociales negativos de la IA, por lo cual es menos probable que se beneficien de las ganancias concomitantes.<sup>(27)</sup>

En los mismos debates sobre ética, se revela una gran vulnerabilidad en los sistemas de inteligencia artificial debido a métodos como el envenenamiento de datos. Esta técnica de abuso permite a un actor social, como un programador, alterar los datos de entrenamiento de los algoritmos, lo que cambia las decisiones que toma un sistema. Este procedimiento de envenenamiento puede tener consecuencias serias, incluyendo la violación de la privacidad de las personas y sus datos, así como el riesgo de acceder, alterar y usar la información personal en contra de los usuarios.

Estas vulnerabilidades técnicas evidencian un desafío ético más profundo: la fragilidad estructural de los sistemas de IA frente a manipulaciones intencionadas. El envenenamiento de datos —cuando actores malintencionados inyectan información sesgada o falsa durante la fase de entrenamiento— no solo distorsiona los resultados algorítmicos, sino que puede convertir estas herramientas en armas de discriminación a gran escala.<sup>(28)</sup>

El funcionamiento de una red neuronal se puede ver afectado por la presencia de muestras adversarias entre los datos. Estas afectan a la capacidad de actuación de la red a través de su presencia durante su uso.<sup>(28)</sup>

Estudios recientes revelan un patrón preocupante en el diseño de asistentes de voz inteligentes (Siri, Alexa, Cortana), cuyas identidades femeninas y nombres mitológicos refuerzan estereotipos de género tradicionales. Esta tendencia refleja una dinámica de feminización tecnológica, donde se asocian cualidades como la sumisión y la servicialidad con roles comunicativos atribuidos históricamente a las mujeres. Estas plataformas incorporan intencionalmente personalidades dóciles y complacientes, perpetuando lo que algunos académicos denominan la “domesticación de la inteligencia artificial”.<sup>(27,29)</sup>

La UNESCO ha documentado ampliamente cómo los prejuicios de género incrustados en los datos de entrenamiento y estructuras algorítmicas pueden amplificar estereotipos dañinos. Estos sesgos, que se introducen durante diversas fases del desarrollo tecnológico, desde el diseño inicial hasta la toma de decisiones automatizadas representan una amenaza tangible para la equidad de género. Su manifestación en sistemas inteligentes podría profundizar la marginación femenina en múltiples esferas (laboral, política y social), creando nuevos obstáculos para el avance hacia una sociedad igualitaria.<sup>(30)</sup>

Los sesgos algorítmicos frecuentemente se originan en conjuntos de datos que no reflejan adecuadamente la diversidad poblacional. Los sistemas comerciales de reconocimiento facial presentan significativas disparidades en su precisión según género y tono de piel, siendo particularmente deficientes en el caso de mujeres negras. Esta falla técnica parece derivar directamente de la subrepresentación de este grupo demográfico en los datos de entrenamiento.<sup>(5)</sup>

Además, el monitoreo en tiempo real a través de sensores inteligentes y dispositivos wearables ha demostrado ser una herramienta eficaz para la detección temprana de factores de riesgo relacionados con la salud. Estos dispositivos permiten monitorear indicadores fisiológicos como la frecuencia cardíaca, la temperatura corporal y el nivel de esfuerzo, lo que facilita la intervención en caso de que un trabajador se encuentre en una situación potencialmente peligrosa.<sup>(31,32,33)</sup> Sin embargo, estudios recientes revelan que estos sistemas pueden presentar sesgos significativos. Por ejemplo: los algoritmos de detección de fatiga muestran menor precisión en trabajadores de piel oscura debido a limitaciones en los sensores ópticos. Los umbrales de “normalidad” fisiológica suelen basarse en datos mayoritariamente masculinos, subestimando riesgos en mujeres.<sup>(1,34,35,36)</sup>

Todo lo anterior ha levantado preocupaciones entre organizaciones internacionales, quienes advierten sobre los riesgos éticos en el manejo de datos personales. El uso de información sensible por parte de empresas y agencias gubernamentales podría exacerbar patrones de discriminación sistémica y desigualdad social, particularmente cuando los algoritmos refuerzan sesgos existentes.<sup>(37)</sup>

La creciente relevancia de la inteligencia artificial en la agenda política europea se ha materializado en acciones concretas. Tras la estrategia inicial desarrollada por la Comisión Europea en 2018, se ha avanzado hacia una propuesta de Reglamento que busca establecer el primer marco jurídico armonizado para esta tecnología. Este instrumento legislativo pionero tiene como objetivo fundamental equilibrar la innovación tecnológica con la protección de derechos ciudadanos, implementando un sistema de gobernanza basado en la clasificación, evaluación proporcional y supervisión de los riesgos.<sup>(38)</sup>

La Comisión Europea ha establecido un sistema escalonado que clasifica las aplicaciones de inteligencia artificial según su potencial impacto en derechos fundamentales y seguridad pública. En el nivel más estricto se encuentran los sistemas de “riesgo inadmisibles”, cuya prohibición absoluta cubre usos que vulneran derechos humanos básicos, como técnicas de manipulación subliminal o sistemas de vigilancia masiva biométrica. Para tecnologías de “alto riesgo” - como aquellas empleadas en justicia penal o gestión de infraestructuras críticas - se exigen rigurosos controles previos al despliegue, incluyendo auditorías independientes, documentación técnica exhaustiva y mecanismos permanentes de supervisión humana.<sup>(37,38)</sup>

En un escalón intermedio, las IA de “riesgo limitado” (ej.: chatbots comerciales) deben garantizar transparencia informativa hacia los usuarios, mientras que las aplicaciones de “mínimo riesgo” quedan sujetas principalmente a esquemas voluntarios de autorregulación. Este modelo proporcional, plasmado en los Artículos 5-7 del Proyecto de Reglamento (COM/2021/206), busca equilibrar la innovación tecnológica con salvaguardas jurídicas adaptables, estableciendo obligaciones diferenciadas según la capacidad lesiva real de cada sistema. La estructura permite actualizaciones periódicas para incorporar nuevos desarrollos tecnológicos manteniendo claridad normativa.<sup>(37,38)</sup>

La creciente importancia de los dilemas morales en inteligencia artificial ha propiciado el desarrollo de la ética de máquinas (Machine Ethics), campo especializado que examina cómo los sistemas autónomos interpretan, aplican y eventualmente modifican los principios éticos vigentes en sociedades humanas. Investigaciones recientes realizadas por Manasi et al.<sup>(30)</sup> revelan una paradoja fundamental: mientras estos sistemas proyectan una imagen de objetividad técnica aparentemente libre de prejuicios sociales, carecen de capacidad genuina para evaluar la corrección moral de sus decisiones. Esta limitación estructural plantea interrogantes sobre la viabilidad de delegar juicios éticos en entidades que, pese a identificar soluciones óptimas desde el punto de vista funcional, operan sin comprensión real de los valores humanos subyacentes.

Los desafíos éticos planteados por los impactos negativos de los sistemas de inteligencia artificial exigen replantear los marcos de responsabilidad jurídica y social. Esta reevaluación podría sentar bases para nuevos precedentes legales y sociotécnicos, así como para debates fundamentales sobre el papel de las tecnologías en la protección del bien común y la distribución equitativa de sus beneficios.<sup>(34,37,39)</sup>

La solución al problema de los sesgos en IA requiere un abordaje dual que examine tanto los datos como los modelos en sí. En primer lugar, es crucial evaluar la representatividad de los conjuntos de datos de entrenamiento, identificando y corrigiendo posibles distorsiones antes de su implementación. Paralelamente, debe analizarse la arquitectura del modelo algorítmico, específicamente cómo operan y ponderan sus distintas variables, aplicando principios de justicia métrica para garantizar equidad en sus procesos internos.<sup>(32,33)</sup>

La eficacia y equidad de los sistemas de IA dependen directamente de la calidad de sus datos de entrenamiento. Estos conjuntos deben ser exhaustivos, precisos y suficientemente diversos para capturar adecuadamente la complejidad del contexto real donde se implementarán. Solo mediante datos que reflejen fielmente todas las variables relevantes - tanto en cantidad como en calidad - se pueden desarrollar modelos capaces de operar con justicia y precisión en escenarios complejos. La fase de testing debe igualmente garantizar que los resultados sesgados no se incorporen al sistema mediante mecanismos de retroalimentación.<sup>(37)</sup>

## CONCLUSIÓN

Este estudio evidencia que el sesgo algorítmico en los sistemas de IA constituye un problema sistémico que reproduce y amplifica desigualdades estructurales, donde grupos históricamente marginados son afectados de manera desproporcionada bajo una falsa apariencia de objetividad técnica. Para abordar este desafío dual –técnico y ético–, se requieren no solo mejoras en la calidad y representatividad de los datos, junto con métricas de justicia algorítmica y auditorías continuas, sino también un replanteamiento profundo que incorpore perspectivas interseccionales y derechos humanos desde el diseño mismo de los algoritmos.

El futuro de la IA ética dependerá de la capacidad para priorizar la equidad sobre la eficiencia, democratizar las herramientas de auditoría y adaptar continuamente los marcos normativos ante riesgos emergentes, como los planteados por la IA generativa, todo ello con el fin de garantizar que estas tecnologías sirvan al bien común y no profundicen las injusticias existentes.

## REFERENCIAS

1. Simancas LLC, Tous NO, Mendoza LMC, Ramirez CC, Sierra CAS. Artificial intelligence tools for safety and health systems at work. *Metaverse Basic and Applied Research* 2024;3:129-129. <https://doi.org/10.56294/mr2024.129>.
2. Medina-Barahona CJ, Mora GA, Calvache-Pabón C, Salazar-Castro JA, Mora-Paz HA, Mayorca-Torres D. PROPUESTA DE ARQUITECTURA IOT ORIENTADA A LA CREACIÓN DE PROTOTIPOS PARA SU APLICACIÓN EN PLATAFORMAS EDUCATIVAS Y DE INVESTIGACIÓN. *RCTA* 2023;1:118-25. <https://doi.org/10.24054/rcta.v1i39.1405>.

3. Van Noorden R, Perkel JM. AI and science: what 1,600 researchers think. *Nature* 2023;621:672-5. <https://doi.org/10.1038/d41586-023-02980-0>.
4. Perdomo Reyes MI. Injusticia epistémica y reproducción de sesgos de género en la inteligencia artificial. *CTS: Revista iberoamericana de ciencia, tecnología y sociedad* 2024;19:89-100.
5. Ferrante E. Inteligencia artificial y sesgos algorítmicos ¿Por qué deberían importarnos? *Nueva Sociedad* 2021:27-36.
6. Inastrilla CRA, Santana ML, Vera DG, Madrigal M del CR, Urrutia AR, Inastrilla AA. Systematic review on Artificial Intelligence in the editorial management of scientific journals. *EAI Endorsed Transactions on AI and Robotics* 2024;3.
7. Espinosa RDC, Caicedo-Eraza JC, Londoño MA, Pitre IJ. Inclusive Innovation through Arduino Embedded Systems and ChatGPT. *Metaverse Basic and Applied Research* 2023;2:52-52. <https://doi.org/10.56294/mr202352>.
8. Jurado-Vásquez HA, Ultreras-Rodríguez A, Herrera GWG. Immersive education in the metaverse: bridging the gap between technology and social collaboration. *Metaverse Basic and Applied Research* 2024;3:93-93. <https://doi.org/10.56294/mr2024.93>.
9. Rodríguez DTG, Hernández JVB. Innovative technology transfers systems in agricultural sciences: social networks and algorithms. *Metaverse Basic and Applied Research* 2024;3:130-130. <https://doi.org/10.56294/mr2024.130>.
10. Zhang W. Blockchain-based solutions for clinical trial data management: a systematic review. *Metaverse Basic and Applied Research* 2022;1:17-17. <https://doi.org/10.56294/mr202217>.
11. Vitón-Castillo AA, Quesada AJF, Valdes Y de la CR, Rivero LB. Metaverse: an emerging research area. *Metaverse Basic and Applied Research* 2022;1:3-3. <https://doi.org/10.56294/mr20223>.
12. Sandoval Carrero NS, Acevedo Quintana NM, Santos Jaimes LM. LINEAMIENTOS DESDE LA INDUSTRIA 4.0 A LA EDUCACIÓN 4.0: CASO TECNOLOGÍA IoT. *RCTA* 2023;1:81-92. <https://doi.org/10.24054/rcta.v1i39.1379>.
13. Polak P. Welcome to the Digital Era—the Impact of AI on Business and Society. *Soc* 2021;58:177-8. <https://doi.org/10.1007/s12115-021-00588-6>.
14. Sued GE. Algorithmic Cultures: Concepts and Methods for their Social Study. *Revista Mexicana de Ciencias Políticas y Sociales* 2022;67:43-73. <https://doi.org/10.22201/fcpys.2448492xe.2022.246.78422>.
15. Algorithmic Bias and Data Injustice: Dark Side or Dark Matter? *Proceedings - Academy of Management* 2023;2023. <https://doi.org/10.5465/amproc.2023.16682symposium>.
16. Vredenburg K. Fairness s. f.
17. Leyva MEP, Herrera MCM, Beruvides M del RR, Valido DEE, Escalona ARP. Calidad de la información sobre servicios diferenciados para poblaciones clave mediante la herramienta DataSoft. *Revista Cubana de Tecnología de la Salud* 2024;15:e4342.
18. Disambiguating Algorithmic Bias: From Neutrality to Justice | *Proceedings of the 2023 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*. *ACM Conferences* s. f. <https://doi.org/10.1145/3600211.3604695>.
19. Data, Power and Bias in Artificial Intelligence. *arXiv: Computers and Society* 2020.
20. Govia L. Coproduction, Ethics and Artificial Intelligence: A Perspective from Cultural Anthropology. *Journal of Digital Social Research* 2020;2:42-64. <https://doi.org/10.33621/jdsr.v2i3.53>.
21. Singer N. When Apps Get Your Medical Data, Your Privacy May Go With It. *The New York Times* 2019.
22. Inastrilla AA, Inastrilla CRA, Madrigal M del CR, Chacón AL, Medina DMG. Script de visualización de grafos para Matemática Aplicada a Sistemas de Información en Salud. *Revista Cubana de Tecnología de la Salud* 2024;15:4267.

23. Quisphe MWV, Moreano JAC, Chisag JCC. Artificial intelligence: prototype of an automated irrigation system for the cultivation of roses in Cotopaxi. *Data and Metadata* 2024;3:398-398. <https://doi.org/10.56294/dm2024398>.
24. Boussof Z, Amrani H, Khal MZ, Daidai F. Artificial Intelligence in Education: a Systematic Literature Review. *Data and Metadata* 2024;3:288-288. <https://doi.org/10.56294/dm2024288>.
25. El algoritmo de Amazon al que no le gustan las mujeres. *BBC News Mundo* s. f.
26. Sabán A. Amazon desecha una IA de reclutamiento por su sesgo contra las mujeres. *Genbeta* 2018. <https://www.genbeta.com/actualidad/amazon-desecha-ia-reclutamiento-su-sesgo-mujeres>
27. Ramirez Autran R. Sesgos y discriminaciones sociales de los algoritmos en Inteligencia Artificial: Una revisión documental. *Entretexos* 2023;15:4.
28. Alvarez Rodríguez C, Cárdenas Montes M, Pseudo Fortes V. Redes neuronales robustas frente al envenenamiento de datos aplicadas al problema de la discriminación de los eventos de cuello en DEAP-3600 2022.
29. Barrios Tao H, Díaz Pérez V, Guerra Y, Barrios Tao H, Díaz Pérez V, Guerra Y. Subjetividades e inteligencia artificial: desafíos para 'lo humano'. *Veritas* 2020:81-107. <https://doi.org/10.4067/S0718-92732020000300081>.
30. Manasi A, Panchanadeswaran ,Subadra, Sours ,Emily, and Lee SJ. Mirroring the bias: gender and artificial intelligence. *Gender, Technology and Development* 2022;26:295-305. <https://doi.org/10.1080/09718524.2022.2128254>.
31. Estrada-Araoz EG, Manrique-Jaramillo YV, Díaz-Pereira VH, Rucoba-Frisancho JM, Paredes-Valverde Y, Quispe-Herrera R, et al. Assessment of the level of knowledge on artificial intelligence in a sample of university professors: A descriptive study. *Data and Metadata* 2024;3:285-285. <https://doi.org/10.56294/dm2024285>.
32. Oliveira TA de, Perugino M. Bibliographic Review on Compartment Syndrome: Critical Evaluation of the 6 P's, Diagnostic Methods and Treatment Algorithms in Unconscious Patients. *South Health and Policy* 2024;3:136-136. <https://doi.org/10.56294/shp2024136>.
33. Estrada-Araoz EG, Quispe-Aquise J, Malaga-Yllpa Y, Larico-Uchamaco GR, Pizarro-Osorio GR, Mendoza-Zuñiga M, et al. Role of artificial intelligence in education: Perspectives of Peruvian basic education teachers. *Data and Metadata* 2024;3:325-325. <https://doi.org/10.56294/dm2024325>.
34. Araujo Inastrilla A, Araujo Inastrilla CR, Llosa Santana M, Gutiérrez Vera D, Soret Espinosa BL, González García TR. Emerging technologies in Health Information Systems: transformation towards intelligent systems. *Seminars in Medical Writing and Education* 2024;3:9.
35. Padrón MS. The improvement of preschool educators in communication skills: describing and narrating from an interdisciplinary perspective. *Community and Interculturality in Dialogue* 2023;3:92-92. <https://doi.org/10.56294/cid202392>.
36. Moreno MCC, Castro GLG. Unveiling Public Information in the Metaverse and AI Era: Challenges and Opportunities. *Metaverse Basic and Applied Research* 2023;2:35-35. <https://doi.org/10.56294/mr202335>.
37. Martín López J. Inteligencia artificial, sesgos y no discriminación en el ámbito de la inspección tributaria. *Artificial intelligence, biases and non-discrimination in tax assessment procedure* 2022. <https://doi.org/10.47092/CT.22.1.2>.
38. El Reglamento de Inteligencia Artificial entra en vigor: - Comisión Europea s. f. [https://commission.europa.eu/news-and-media/news/ai-act-enters-force-2024-08-01\\_es](https://commission.europa.eu/news-and-media/news/ai-act-enters-force-2024-08-01_es)
39. Guerra DJO, Velazco AE, Heredia YH. Las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones en la formación de Competencias Informacionales. *Revista Cubana de Tecnología de la Salud* 2023;14:e4058-e4058. <https://revtecnologia.sld.cu/index.php/tec/gateway/plugin/pubIdResolver/ark:/83111/urn:ISSN:2218->

6719rcts.v14i4.40584.

### FINANCIACIÓN

Ninguna.

### CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses.

### CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

*Conceptualización:* Javier Gonzalez-Argote, Emanuel Maldonado, Karina Maldonado.

*Curación de datos:* Javier Gonzalez-Argote, Emanuel Maldonado, Karina Maldonado.

*Análisis formal:* Javier Gonzalez-Argote, Emanuel Maldonado, Karina Maldonado.

*Investigación:* Javier Gonzalez-Argote, Emanuel Maldonado, Karina Maldonado.

*Metodología:* Javier Gonzalez-Argote, Emanuel Maldonado, Karina Maldonado.

*Administración del proyecto:* Javier Gonzalez-Argote, Emanuel Maldonado, Karina Maldonado.

*Recursos:* Javier Gonzalez-Argote, Emanuel Maldonado, Karina Maldonado.

*Software:* Javier Gonzalez-Argote, Emanuel Maldonado, Karina Maldonado.

*Supervisión:* Javier Gonzalez-Argote, Emanuel Maldonado, Karina Maldonado.

*Validación:* Javier Gonzalez-Argote, Emanuel Maldonado, Karina Maldonado.

*Visualización:* Javier Gonzalez-Argote, Emanuel Maldonado, Karina Maldonado.

*Redacción - borrador original:* Javier Gonzalez-Argote, Emanuel Maldonado, Karina Maldonado.

*Redacción - revisión y edición:* Javier Gonzalez-Argote, Emanuel Maldonado, Karina Maldonado.