



INTELIGENCIA ARTIFICIAL APLICADA A LA PREDICCIÓN Y DIAGNÓSTICO DE ENFERMEDADES CRÓNICAS NO TRANSMISIBLES

Autores: Eduardo Antonio, Hernández González¹, Annier Jesús, Fajardo Quesada², Sialy de las Mercedes, Rivera López¹.

¹Universidad de Ciencias Médicas de Pinar del Río. Facultad de Ciencias Médicas Dr. Ernesto Che Guevara de la Serna. Pinar del Río. Cuba.

²Universidad de Ciencias Médicas de Granma. Facultad de Ciencias Médicas de Bayamo. Granma, Cuba.

eduardohernandezgonzalez10@gmail.com

Resumen

Introducción: la inteligencia artificial ha experimentado una adopción acelerada en la investigación clínica. **Objetivo:** describir la producción científica sobre IA aplicada a ECNT en Scopus en el año 2024. **Métodos:** se extrajeron y procesaron metadatos de publicaciones indexadas en Scopus para el año 2024. El análisis se realizó empleando las herramientas bibliométrix (en R), VOSviewer y CiteSpace. Se calcularon indicadores bibliométricos clásicos (conteo de documentos, citas, índice h) y de colaboración, y se ejecutaron análisis de co-palabras y mapeo de clústeres temáticos para visualizar la estructura intelectual del campo. **Resultados:** el corpus final incluyó 9.181 documentos. El análisis reveló una alta concentración temática en oncología, identificándose cuatro clústeres dominantes de investigación. Se observó un nivel moderado de colaboración internacional y un índice h global de 47 para el corpus, indicando un impacto científico considerable. China tuvo la producción científica y autores más destacados en el campo. **Conclusiones:** la producción investigativa de 2024 evidencia la rápida expansión del campo, con un enfoque predominante en la neoplasia. Se subraya la necesidad de priorizar la validación externa de los algoritmos, el desarrollo de estándares de reporte estandarizados y la creación de marcos regulatorios sólidos que faciliten una traducción clínica efectiva de estas tecnologías.

Palabras clave: Inteligencia Artificial; Aprendizaje Automático; Medicina de Precisión; Neoplasias; Bibliometría.



INTRODUCCIÓN

La inteligencia artificial en salud ha transitado desde sistemas expertos basados en reglas hacia arquitecturas modernas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo capaces de procesar imágenes médicas, datos ómicos y registros electrónicos para tareas de clasificación, segmentación y predicción clínica. Este avance ha sido impulsado por la disponibilidad de grandes volúmenes de datos biomédicos, mejoras en capacidad computacional y la proliferación de librerías y plataformas que facilitan el desarrollo reproducible de modelos. Tales desarrollos han generado modelos con buen rendimiento en estudios retrospectivos y han suscitado debates críticos sobre interpretabilidad, sesgo y reproducibilidad, por lo que un análisis sistemático de la literatura permite cartografiar tendencias, identificar vacíos y priorizar líneas de investigación para una implementación responsable 2.

Conceptualmente, la IA agrupa técnicas que automatizan tareas cognitivas; el aprendizaje automático comprende algoritmos que aprenden de datos para predecir o clasificar, y el aprendizaje profundo usa redes neuronales profundas para representar relaciones complejas en imágenes y secuencias genómicas. Estas distinciones permiten clasificar estudios en supervisados, no supervisados y por refuerzo, y ayudan a evaluar limitaciones como la necesidad de datos etiquetados, interpretabilidad y riesgo de sobreajuste. La precisión estadística de un modelo no garantiza utilidad clínica: diferencias demográficas, prácticas de adquisición de datos y variabilidad en la atención pueden afectar la generalizabilidad, por lo que la validación externa y ensayos de implementación son esenciales para confirmar beneficio real en salud 3.

El antecedente histórico muestra etapas claras: primeros sistemas expertos, expansión con ML clásico y la revolución reciente con DL y disponibilidad de datos óptimos. En la última década, la proliferación de datasets públicos y competencias empujó comparaciones entre modelos, y la difusión de preprints aceleró la comunicación científica antes de la revisión por pares. Esa rapidez ha generado beneficios y desafíos: aumento del volumen de evidencia, diversidad metodológica y tensión entre velocidad y rigor científico. Asimismo, áreas como la oncología han sido favorecidas por datos digitales y biomarcadores maduros,



promoviendo concentración temática y la necesidad de evaluar reproducibilidad en poblaciones diversas 4.

La importancia de estudiar la producción científica radica en su capacidad para orientar políticas, priorizar financiamiento y focalizar esfuerzos de validación que permitan la transferencia clínica segura. Modelos validados pueden mejorar cribados, estratificación de riesgo y decisiones terapéuticas, reduciendo carga de enfermedad y optimizando recursos sanitarios. En contraste, la ausencia de estándares de reporte puede conducir a implementaciones prematuras y desigualdades si los modelos reproducen sesgos poblacionales o estructurales. Un mapeo riguroso de 2024 identifica áreas consolidadas y vacíos metodológicos, y facilita recomendaciones regulatorias y de gobernanza que promuevan adopciones responsables y equitativas 5-7.

Por todo lo anterior se realiza la presente investigación con el objetivo de describir la producción científica sobre IA aplicada a ECNT en Scopus en el año 2024.

MÉTODO

Las publicaciones fueron recuperadas de la base de datos Scopus, el 20 de agosto del 2025, sin hacer limitación temporal. La estrategia de búsqueda empleó los siguientes términos: (TITLE-ABS-KEY ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "neural network" OR "predictive model" OR "AI") AND TITLE-ABS-KEY (predict* OR prevention OR preventative OR preventive OR prognos* OR "early diagnosis" OR "risk assessment") AND TITLE-ABS-KEY (treatment OR therapy OR managment) AND TITLE-ABS-KEY ("chronic disease" OR "noncommunicable diseases" OR diabetes OR hypertension OR "cardiac disease" OR "heart disease" OR cancer OR copd OR "asthma" OR "chronic kidney" OR obesit*)) AND (LIMIT-TO (PUBYEAR , 2024)). Esta estrategia integral se diseñó para capturar todas las publicaciones relevantes relacionadas con la inteligencia artificial en la predicción y diagnóstico de enfermedades crónicas no transmisibles.



Para cada registro se extrajo información bibliográfica y de citación, incluyendo: número de publicaciones, citas totales, títulos, autores, instituciones, países/afiliaciones, resumen, palabras clave y revistas.

Análisis de datos

Para el análisis bibliométrico y de mapeo del conocimiento se utilizaron VOSviewer (v1.6.20), CiteSpace (v6.3.R1) y el paquete R-bibliometrix (v5.1.0). VOSviewer se empleó para construir redes de colaboración, coautoría, co-citación y coocurrencia de palabras clave, permitiendo visualizar clústeres temáticos y mapas de densidad.

Harzing Publish or Perish para métricas de citación (citas totales, citas/año, h-index, g-index, hI,norm, hI,annual, hA);

El paquete bibliometrix de R se aplicó para el análisis de evolución temática y la construcción de redes de distribución global de la producción en anestesiología cubana.

VOSviewer se configuro con los siguientes parámetros:

Tipo de análisis: Coocurrencia

Unidad de análisis: Keywords

Método de conteo: Full counting

Mínimo número de ocurrencias: 5

Numero de keywords para ser seleccionadas: 1000

Indicadores bibliométricos

Se calcularon los indicadores de impacto más comunes:

Índice h: mide la producción y el impacto de los autores.

Índice m: ajusta el índice h en función de los años desde la primera publicación, útil para identificar investigadores emergentes con alto potencial.

Índice g: pondera el impacto acumulado de la obra de un autor ordenando las publicaciones por citas.

Estos indicadores se complementaron con métricas de colaboración internacional, tasas de crecimiento, productividad por autores y análisis de palabras clave, con



el fin de caracterizar integralmente el perfil bibliométrico de la anestesiología cubana indexada en Scopus.

RESULTADOS

1. Métricas de producción, colaboración e impacto general

Se encontró una producción de 9,181 documentos. A pesar de la juventud de las publicaciones (edad promedio de 1 año), el corpus ya ha acumulado 35,961 citas, con una tasa de citación de 3.91 por documento como se muestra en la tabla 1. El índice h de 47, considerando el cortísimo tiempo de ventana de citación, es excepcionalmente alto. El perfil de colaboración es notable, con una media de 6.04 coautores por documento y una tasa de colaboración internacional del 21.56%.

Tabla 1. Métricas generales de producción, colaboración e impacto.

Categoría	Métrica	Valor
Producción	Período de publicación	2024
	Total de Documentos	9,181
	Fuentes (Revistas, Libros, etc.)	2,168
	Tasa de Crecimiento Anual	0% (ventana de 1 año)
Colaboración	Total de Autores	28,752
	Apariciones de Autores	55,483
	Autores por Documento (media)	6.04
	Colaboración Internacional (%)	21.56
	Documentos de un solo autor	268
Impacto	Total de Citas	35,961
	Citas por Documento	3.91
	Citas por Documento	1.96



	por Año	
	Índice h	47
	Índice g	66
	Edad Promedio de los Documentos	1 año

2. Tipología de documentos y producción

Respecto a la tipología de documentos, la gran mayoría de las publicaciones son artículos de investigación originales (6,087, 66.3% del total). Los conference papers (1,536, 16.7%) y las reviews (977, 10.6%) constituyen las siguientes categorías más significativas.

3. Autores más productivos y colaboración por países

El análisis de productividad identificó a los investigadores más productivos, mostrado en la tabla 2. Es notable como los autores con apellidos de origen chino (Wang Y, Zhang Y, Li Y) dominan el top de productividad, tanto en el recuento total como en el fraccionado.

Tabla 2. Top 4 de autores más productivos por recuento total y fraccionado.

Ran king	Autor (Recuento Total)	Artículos	Autor (Recuento Fraccionado)	Artículos
1	WANG Y	304	WANG Y	46.1
2	ZHANG Y	235	NA NA	46.0
3	LI Y	215	ZHANG Y	33.9
4	LI X	198	LI Y	32.6

El mapa de colaboración internacional (Tabla 3) está claramente liderado por China, que es el país de afiliación del autor correspondiente en el 39% de los documentos. India y Estados Unidos ocupan el segundo y tercer lugar, respectivamente. Países como Canadá, Australia y Francia muestran ratios de publicación internacional (MCP_Ratio) muy altos (por encima de 0.59).



Tabla 3. Top 5 de países de afiliación del autor correspondiente.

País	Artículos	Frecuencia	Publicaciones Nacionales (SCP)	Publicaciones Internacionales (MCP)
China	3,427	39.0%	3,056	371
India	1,429	16.3%	1,229	200
USA	746	8.5%	716	30
Italy	254	2.9%	163	91
Canadá	217	2.5%	82	135

4. Documentos más citados y revistas centrales

El trabajo más citado en este corto período fue el de Huang et al. (2024) en Signal Transduction and Targeted Therapy, con 204 citas (Tabla 4). La lista de los más citados está dominada por publicaciones en revistas de alto impacto en oncología y medicina traslacional.

Tabla 4. Top 5 de documentos más citados.

Paper	DOI	Citas Totales	Citas /Año
HUANG Y, 2024, Signal Transduct. Target. Ther.	10.1038/s41392-024-01745-z	204	102.0
SHAHUL A, 2024, NANA	10.4018/979-8-3693-1335-0.ch007	152	76.0
PRELAJ A, 2024, Ann. Oncol.	10.1016/j.annonc.2023.10.125	130	65.0
ZHANG Z, 2024, Nat. Rev. Clin. Oncol.	10.1038/s41571-024-00892-0	120	60.0
LI Q, 2024, Signal Transduct. Target. Ther.	10.1038/s41392-024-01953-7	118	59.0



Las revistas más relevantes (Tabla 5) son una mezcla de publicaciones de acceso abierto de gran volumen (e.g., Frontiers in Oncology, Scientific Reports) y revistas especializadas en cáncer e inmunología.

Tabla 5. Top 5 de fuentes (revistas) más relevantes.

Fuente	Artículos
FRONTIERS IN ONCOLOGY	177
SCIENTIFIC REPORTS	174
CANCERS	154
FRONTIERS IN IMMUNOLOGY	151
LECTURE NOTES IN NETWORKS AND SYSTEMS	96

5. Análisis de redes de co-ocurrencia de palabras clave

El mapa de densidades de la figura 1 mostró las áreas de mayor concentración e intensidad investigadora. La zona más brillante (amarilla) se encuentra en el centro, alrededor de la intersección de "human", "machine learning", "diagnosis" y "deep learning". Otras áreas de alta densidad incluyen "prognosis" (especialmente en oncología) y "risk factors" para enfermedades crónicas.

Figura 1. Mapa de densidades de las palabras clave de los artículos analizados

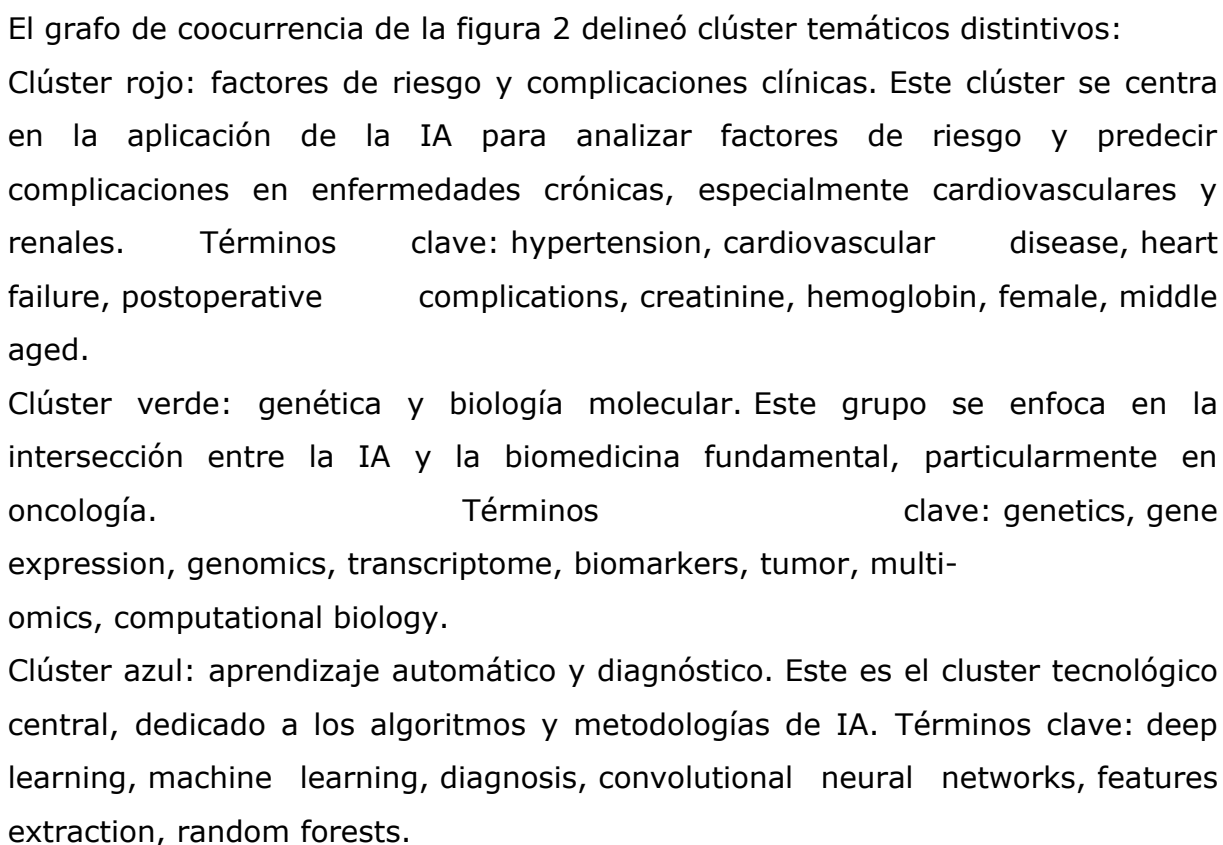
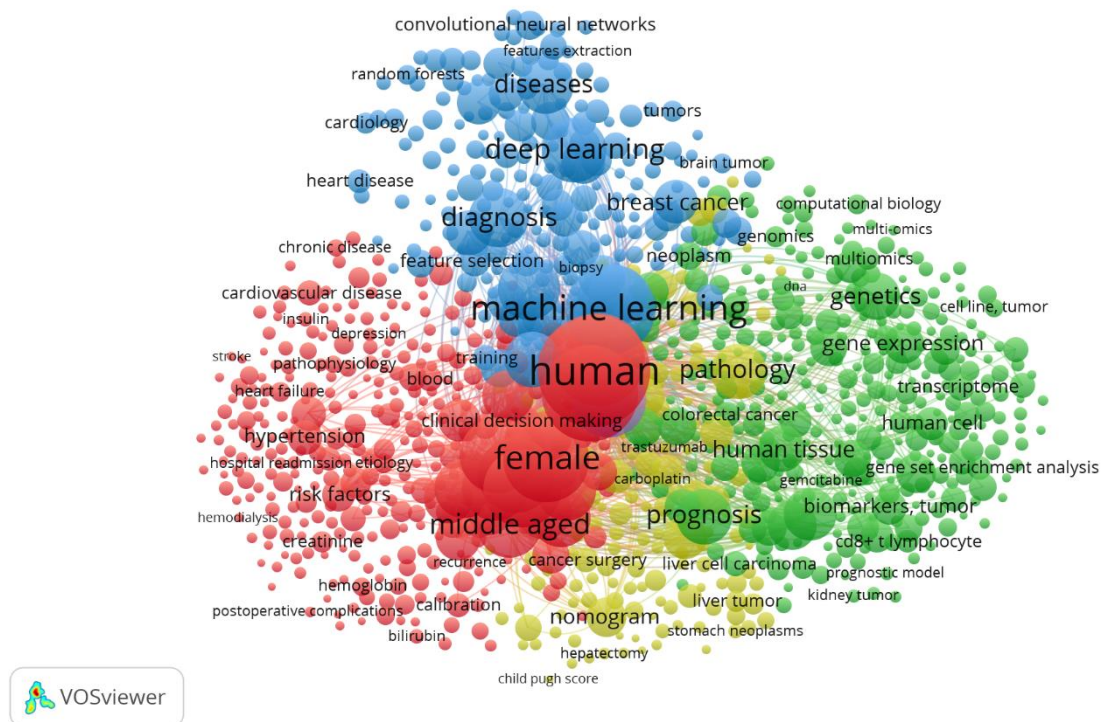


Figura 2. Grafo de coocurrencia de términos de las palabras clave de los artículos analizados



El alto volumen de producción científica observado en 2024, con más de nueve mil documentos y un índice h de 47, confirma la expansión acelerada de la IA en salud. Este crecimiento se alinea con informes recientes que destacan un aumento exponencial de publicaciones y la diseminación de resultados preliminares a través de preprints en 2023–2024 ⁸. Aunque esta magnitud impulsa la innovación, también genera heterogeneidad metodológica y ruido, ya



que muchos estudios se limitan a validaciones internas, sin evaluación multicéntrica robusta. Esta limitación reduce la generalizabilidad de los hallazgos y plantea la necesidad de promover consorcios internacionales que desarrollen conjuntos de datos más representativos 9. Asimismo, complementar la bibliometría con revisiones sistemáticas y análisis críticos ayudaría a discernir la calidad frente a la cantidad, evitando sobrevalorar tendencias pasajeras basadas únicamente en citas tempranas 10.

La concentración temática en oncología refleja la disponibilidad de imágenes digitales e información multi-ómica que favorecen el entrenamiento de modelos de aprendizaje profundo. En 2024, los artículos más citados se centraron en diagnóstico histopatológico, segmentación de tumores y predicción de respuesta terapéutica, campos donde la IA ha mostrado un rendimiento notable¹¹. Sin embargo, revisiones sistemáticas y meta-análisis recientes subrayan la heterogeneidad metodológica, la falta de validaciones externas consistentes y la limitada replicabilidad de los resultados 12. Aunque la oncología se beneficia de un entorno rico en datos y biomarcadores, existe el riesgo de desatender otras ECNT que concentran elevada carga global, como la diabetes o la enfermedad cardiovascular 13. Para evitar sesgos en la agenda científica, es crucial diversificar datasets y dirigir recursos hacia múltiples patologías, garantizando que la expansión de la IA en salud sea equitativa y de impacto poblacional amplio 14.

Los patrones de colaboración internacional muestran una tasa de coautoría elevada, con una media de seis autores por artículo y un 21.6% de colaboración multinacional. Este indicador revela un campo multidisciplinario en expansión, pero también refleja desigualdades geográficas: China concentró casi el 40% de la producción, seguida de India y Estados Unidos. Aunque este liderazgo destaca capacidad de inversión e infraestructura, plantea interrogantes sobre la diversidad de datos y la generalización de modelos 15. La dependencia de poblaciones locales puede reproducir sesgos y limitar aplicabilidad en otros contextos, por lo que se recomienda fortalecer consorcios globales y programas de datos abiertos que favorezcan validación en poblaciones diversas 16. Asimismo, iniciativas editoriales que promuevan análisis por subgrupos y



reportes estandarizados de diversidad podrían equilibrar la influencia geográfica y mejorar la equidad en la adopción clínica de la IA 17.

La tipología documental encontrada en 2024 muestra predominio de artículos originales (66.3%), seguidos por conference papers y revisiones. Esta distribución evidencia un ecosistema activo que combina difusión de resultados preliminares en congresos con publicaciones más elaboradas en revistas revisadas por pares. Los trabajos en conferencias cumplen un papel crucial en la circulación temprana de prototipos, aunque muchos de ellos no alcanzan madurez suficiente para la práctica clínica 18. En este sentido, la proporción significativa de conference papers exige cautela, ya que su impacto bibliométrico no necesariamente se traduce en impacto clínico. Para mejorar la reproducibilidad y robustez, se requieren guías editoriales que establezcan estándares mínimos de validación y transparencia metodológica, incluso para comunicaciones preliminares 19. Esto favorecería la construcción de evidencia progresiva y confiable, fortaleciendo el tránsito de innovaciones desde el prototipo académico hasta la implementación en entornos clínicos reales 20.

Metodológicamente, el uso combinado de bibliometrix, VOSviewer y CiteSpace en este estudio demostró la utilidad de integrar distintas herramientas de análisis para obtener una visión más sólida del campo. Mientras VOSviewer facilita mapas de co-ocurrencia y densidad, CiteSpace identifica brotes de palabras clave y nodos de centralidad, y bibliometrix ofrece métricas cuantitativas reproducibles en R. La convergencia de resultados entre programas aporta confianza a las interpretaciones, revelando clústeres temáticos robustos como diagnóstico ML/DL, oncología, multi-ómicas y factores de riesgo 21. No obstante, la validez de los hallazgos depende de decisiones de limpieza de datos, selección de términos y parámetros de visualización, por lo que la transparencia metodológica debe institucionalizarse. Documentar criterios de inclusión, versiones de software y parámetros técnicos debería ser un requisito editorial para garantizar reproducibilidad y comparabilidad entre estudios bibliométricos de IA en salud 22.



Aunque el índice $h=47$ y las más de 35,000 citas indican un impacto académico considerable, las métricas bibliométricas reflejan influencia en la literatura, no necesariamente en la práctica clínica. Revisiones recientes de la FDA y estudios de metaanálisis han señalado que muchos modelos de IA con alto impacto científico carecen de validación en entornos reales o de aprobación regulatoria 23. Esto pone de manifiesto la necesidad de estudios prospectivos que midan desempeño en la práctica diaria, así como evaluaciones de coste-efectividad e impacto en resultados de salud. La verdadera consolidación de la IA en medicina dependerá de su traducción a protocolos clínicos robustos y seguros, con participación de pacientes y profesionales en procesos de evaluación. Sin estas evidencias, el entusiasmo bibliométrico puede sobredimensionar logros aún inmaduros para la atención sanitaria 24.

En materia regulatoria y de transparencia, 2024 evidenció avances con la publicación de guías de la FDA para planes de cambio predeterminado en modelos de IA médica. Estas normativas buscan garantizar seguridad y eficacia en modelos que evolucionan mediante actualizaciones periódicas, un desafío clave frente a la naturaleza adaptativa del aprendizaje automático 25. Además, iniciativas como las model cards proponen mecanismos estandarizados para comunicar datos de entrenamiento, limitaciones y desempeño, favoreciendo la comprensión por parte de clínicos y reguladores 26. Sin embargo, la adopción de estas prácticas aún es desigual, y la falta de auditorías externas independientes limita la confianza. Consolidar marcos regulatorios globales y promover la obligatoriedad de herramientas de transparencia será fundamental para mejorar la gobernanza y credibilidad de la IA aplicada a la salud 27.

Finalmente, la gobernanza de datos e interoperabilidad son pilares para la sostenibilidad del campo. Sin infraestructuras seguras que garanticen anonimización, armonización y acceso equitativo, la validación multicéntrica seguirá siendo limitada y concentrada en países con mayores recursos. Experiencias recientes de consorcios internacionales han demostrado que acuerdos de interoperabilidad y estándares comunes de metadatos facilitan investigación colaborativa y auditorías de equidad a gran escala 28. Este tipo de gobernanza es crítico no solo para reproducibilidad, sino también para confianza



pública y ética en el uso de IA en salud. Avanzar hacia infraestructuras globales permitirá que el potencial de la IA se traduzca en beneficios tangibles y equitativos, evitando una concentración excesiva de capacidades y resultados en unos pocos centros de excelencia con recursos privilegiados 29.

CONCLUSIONES

El análisis bibliométrico del corpus 2024 revela un campo en rápida expansión, con predominio de investigaciones en oncología, alta colaboración pero concentración geográfica y variabilidad metodológica que limita la reproducibilidad; para traducir los avances técnicos en beneficios clínicos equitativos se requieren validación externa multicéntrica, estandarización de protocolos y reportes, auditorías algorítmicas, gobernanza de datos, inversión en infraestructura y capacitación multidisciplinaria. Es esencial que reguladores, financiadores y editores exijan transparencia en modelos, análisis por subgrupos y estudios de implementación que midan desenlaces clínicos y equidad; solo con esa articulación la innovación en IA podrá consolidarse como herramienta efectiva y segura al servicio de la salud poblacional sin aumentar desigualdades.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Senthil R, et al. Bibliometric analysis of artificial intelligence in healthcare. 2024. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2514664524015728>.
2. Xie Y, et al. Evolution of artificial intelligence in healthcare: a 30-year bibliometric analysis. Front Med. 2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.frontiersin.org/journals/medicine/articles/10.3389/fmed.2024.1505692/full>.
3. Hussain W, et al. Revolutionising healthcare with artificial intelligence: bibliometric overview. 2024. [Accessed 26 Aug 2025] <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/38817839/>.
4. Lin M, et al. A bibliometric analysis of the advance of artificial intelligence in medicine. 2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11885233/>.



5. FDA. Artificial Intelligence in Software as a Medical Device; guidance 2024–2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.fda.gov/medical-devices/software-medical-device-samd/artificial-intelligence-software-medical-device>.
6. Gilbert S, et al. Could transparent model cards improve health AI governance? Nat Med. 2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.nature.com/articles/s41746-025-01482-9>.
7. Chamorro K, et al. Comprehensive bibliometric analysis of advancements in AI in medicine (2017–2024). 2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2773186325000027>.
8. Huhulea V, et al. Artificial Intelligence in Healthcare: 2023 Year in Review. medRxiv. 2024. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2024.02.28.24303482v1>.
9. Lin M, et al. A bibliometric analysis of the advance of AI in medicine. Front Med. 2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.frontiersin.org/journals/medicine/articles/10.3389/fmed.2025.1504428/full>.
10. Aldousari E, et al. Artificial intelligence and health information: a bibliometric perspective. Health Informatics J. 2024. [Accessed 26 Aug 2025] <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/14604582241283969>.
11. Reis TC. Deep learning in oncology: Transforming cancer diagnosis. Lancet Oncol. 2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2667118225000029>.
12. Li H, et al. Systematic review and meta-analysis of deep learning for diagnostic tasks in cancer. NPJ Digit Med. 2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.nature.com/articles/s41746-025-01848-z>.
13. Yang H, et al. Multimodal deep learning approaches for precision oncology. Brief Bioinform. 2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://academic.oup.com/bib/article/26/1/bbae699/7942793>.
14. Sartori F, et al. Deep learning applications in genomics and cancer classification. Genes. 2025;16(6):648. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.mdpi.com/2073-4425/16/6/648>.
15. Elsevier. Scopus AI product page. 2024–2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.elsevier.com/products/scopus/scopus-ai>.



16. Chamorro K, et al. Advancements in AI in medicine: bibliometric overview. 2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2773186325000027>.
17. National Academies. AI in Health Care: 2025 Watch List. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK613808/>.
18. MedRxiv/Preprint. Artificial Intelligence in Healthcare: 2023 Year in Review. 2024. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2024.02.28.24303482v3>.
19. Du Q, et al. Protocol for conducting bibliometric analysis in health sciences. 2024. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666166724004349>.
20. Koo TH, et al. Review of AI in nursing care. 2024. [Accessed 26 Aug 2025] <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11477473/>.
21. VOSviewer. Centre for Science and Technology Studies. [Accessed 26 Aug 2025] <https://app.vosviewer.com/>.
22. CiteSpace v6.3.R1. SourceForge. 2024. [Accessed 26 Aug 2025] <https://sourceforge.net/projects/citespace/>.
23. FDA. AI/ML-enabled Medical Devices List. 2024–2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.fda.gov/medical-devices/software-medical-device-samd/artificial-intelligence-and-machine-learning-aiml-enabled-medical-devices>.
24. Financial Times. The doctors pioneering the use of AI to improve outcomes for patients. 2024. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.ft.com/content/2fd63023-ec0a-421c-9abb-b6c8000b3b51>.
25. Ropes & Gray. FDA finalizes guidance on predetermined change control plans for AI-enabled devices. Dec 2024. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.ropesgray.com/en/insights/alerts/2024/12/fda-finalizes-guidance-on-predetermined-change-control-plans-for-ai-enabled-device>.
26. Gilbert S, et al. Transparent model cards for health AI. Nat Med. 2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.nature.com/articles/s41746-025-01482-9>.
27. Pacific.ai. AI model cards and transparency. 2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://pacific.ai/ai-model-cards-comparing-approaches>.
28. Ding X, et al. Interdisciplinary visual analysis using VOSviewer and CiteSpace. 2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11831660/>.



29. Business Insider. Amazon and Nvidia are going all in on healthcare AI. 2025. [Accessed 26 Aug 2025] <https://www.businessinsider.com/tech-powerhouses-betting-on-healthcare-ai-amazon-nvidia-2025-5>.

Los autores certifican la autenticidad de la autoría declarada, así como la originalidad del texto.