

Capacidades de la inteligencia artificial aplicadas a la gestión clínica hospitalaria: revisión sistemática

Artificial intelligence capabilities in hospital clinical management: a systematic review

Omar Gonzalo Tineo Carrasco ✉^a

^a Universidad César Vallejo. Lima, Perú
otineoc@ucvvirtual.edu.pe
<https://orcid.org/0000-0002-2679-5943>

Resumen

Introducción: La inteligencia artificial (IA) se incorpora progresivamente a la gestión hospitalaria al apoyar el análisis de datos clínicos, las decisiones diagnósticas y la organización de recursos. **Objetivo:** Identificar y analizar las capacidades de IA aplicadas a la gestión clínica y administrativa hospitalaria, así como los modelos y algoritmos empleados. **Método:** Se realizó una revisión sistemática conforme a PRISMA 2020. Se consultaron Scopus, PubMed, Web of Science, SciELO y Redalyc; se incluyeron artículos originales de acceso completo, publicados entre 2021 y 2025, realizados en hospitales y con aplicación explícita de IA. De 1.195 registros identificados, se seleccionaron 58 estudios. **Resultados:** Cincuenta estudios (86,2 %) abordaron la gestión clínica y nueve (15,5 %) la administrativa; un estudio contribuyó a ambas categorías. El procesamiento de información fue la capacidad predominante (54/58; 93,1 %), principalmente mediante análisis y modelado de datos, y análisis de imágenes. Predominaron los modelos de aprendizaje profundo, especialmente las redes neuronales convolucionales, y los algoritmos de aprendizaje automático para clasificación y predicción. En el ámbito administrativo, las aplicaciones se concentraron en la gestión de camas y citas, el control de procesos y la atención al usuario mediante procesamiento de lenguaje natural. **Conclusión:** La IA muestra una contribución relevante a la precisión diagnóstica, el pronóstico y la eficiencia asistencial. Su uso administrativo sigue siendo menos frecuente; por ello, son necesarios estudios de implementación que evalúen desempeño, seguridad, equidad y efecto organizacional.

Palabras clave: Inteligencia artificial; Aprendizaje automático; Administración hospitalaria; Gestión clínica; Manejo de enfermedad



Abstract

Introduction: Artificial intelligence (AI) is increasingly incorporated into hospital management by supporting clinical data analysis, diagnostic decisions, and resource organization. **Objective:** To identify and analyze AI capabilities applied to hospital clinical and administrative management, as well as the models and algorithms used. **Methods:** A systematic review was conducted in accordance with PRISMA 2020. Scopus, PubMed, Web of Science, SciELO, and Redalyc were searched. Original full-text studies published between 2021 and 2025, conducted in hospitals, and explicitly applying AI were included. Of 1,195 records identified, 58 studies were selected. **Results:** Fifty studies (86.2%) addressed clinical management and nine (15.5%) administrative management; one study contributed to both categories. Information processing was the predominant capability (54/58; 93.1%), mainly through data analysis and modeling and image analysis. Deep-learning models, particularly convolutional neural networks, and machine-learning algorithms for classification and prediction predominated. Administrative applications

Cómo citar:
Tineo Carrasco OG. Capacidades de la inteligencia artificial aplicadas a la gestión clínica hospitalaria: revisión sistemática. Vive Revista de Investigación en Salud. 2026;9(26).
<https://doi.org/10.33996/revistavive.v9i26.514>

Review Article
Peer-reviewed 
Open Access 



focused on bed and appointment management, process control, and user support through natural language processing. **Conclusion:** AI contributes meaningfully to diagnostic accuracy, prognosis, and care efficiency. Its administrative use remains less frequent; implementation research assessing performance, safety, equity, and organizational impact is needed.

Keywords: Artificial intelligence; Machine learning; Hospital administration; Clinical governance; Disease management

Introducción

La transformación digital ha incorporado la computación en la nube, el análisis masivo de datos y la IA a múltiples actividades sociales y productivas. En salud, estas tecnologías permiten procesar información de distintas fuentes y automatizar tareas delimitadas, pero también plantean desafíos de seguridad, transparencia y responsabilidad en su uso ⁽¹⁻²⁾. La IA puede entenderse como el conjunto de técnicas computacionales capaces de ejecutar tareas asociadas con funciones cognitivas, tales como clasificación, reconocimiento de patrones, predicción y generación de respuestas, sin que ello implique cognición humana o autonomía clínica ⁽³⁾.

En los servicios de salud, la IA apoya la detección, el diagnóstico, el pronóstico, la planificación terapéutica y la gestión de información clínica. Los hospitales constituyen un escenario especialmente relevante por la complejidad de sus procesos asistenciales, administrativos y gerenciales, así como por el volumen y la heterogeneidad de los datos que producen ⁽⁴⁻⁵⁾. La gestión hospitalaria integra procesos clínicos, administrativos y de dirección; sus desafíos incluyen la presión asistencial, las limitaciones de personal y recursos, y la necesidad de tomar decisiones oportunas y sustentadas en información confiable ⁽⁶⁻⁷⁾.

En la gestión clínica, los sistemas de IA se utilizan para analizar imágenes, textos y datos estructurados procedentes de historias clínicas electrónicas, pruebas de laboratorio y registros epidemiológicos. Estas aplicaciones pueden apoyar el diagnóstico, la estimación del riesgo, la vigilancia y la personalización de intervenciones. En la dimensión administrativa, la analítica predictiva y el procesamiento de lenguaje natural pueden contribuir a la asignación de recursos, la programación de citas, el flujo de pacientes y la comunicación con usuarios ⁽⁸⁾. No obstante, la implementación segura requiere infraestructura interoperable, gobernanza de datos, validación externa y evaluación de aspectos éticos, como privacidad, sesgo y explicabilidad ⁽⁹⁻¹⁰⁾.

La creciente disponibilidad de modelos y algoritmos exige distinguir las capacidades funcionales que aportan de las técnicas que los implementan. Esta distinción permite comprender con mayor precisión qué tareas hospitalarias se benefician de la IA, qué evidencia respalda su utilización y qué áreas mantienen vacíos de investigación. Por ello, el objetivo de esta revisión fue identificar y analizar las capacidades de IA aplicadas a la gestión clínica y administrativa hospitalaria, así como los modelos y algoritmos empleados ⁽¹¹⁻¹²⁾.

Materiales y métodos

Se realizó una revisión sistemática orientada por la declaración PRISMA 2020 ⁽¹³⁾. La búsqueda bibliográfica se efectuó en Scopus, PubMed, Web of Science, SciELO y Redalyc.

Se utilizaron términos en inglés y español relacionados con gestión clínica, gestión hospitalaria e inteligencia artificial. La estrategia central en inglés fue ("clinical management" OR "hospital management") AND "artificial intelligence"; en español se empleó ("gestión clínica" OR "gestión hospitalaria") AND "inteligencia artificial". En SciELO se utilizó además la combinación (gestión OR hospital) AND "inteligencia artificial". Las estrategias se adaptaron a la sintaxis de cada base.

Se incluyeron artículos originales publicados entre 2021 y 2025, disponibles a texto completo, desarrollados en hospitales y que describieran la aplicación de un modelo de IA. Se excluyeron registros duplicados, trabajos no relacionados con procesos clínico-hospitalarios o administrativos hospitalarios, estudios de salud comunitaria y documentos sin información suficiente para la extracción. Los criterios se presentan en la Tabla 1.

Tabla 1. Criterios de inclusión y exclusión

Inclusión	Exclusión
Artículos originales	Registros duplicados
Acceso a texto completo	Estudios no relacionados con procesos clínico-hospitalarios
Realizados en hospitales	Estudios de salud comunitaria
Aplicación explícita de un modelo de IA	Estudios que no describieron una aplicación de IA
Publicados entre 2021 y 2025	Documentos no elegibles según los criterios definidos

La búsqueda identificó 1.195 registros. Tras la aplicación inicial de los criterios de elegibilidad se conservaron 251 artículos. Posteriormente se eliminaron 36 duplicados y 61 registros que no respondían al objetivo de la revisión, con lo que se evaluaron 154 textos completos. La selección se apoyó en Rayyan y en revisión manual. Se excluyeron 96 textos completos por no corresponder al contexto hospitalario, no estar disponibles, tener naturaleza académica o judicial, abordar salud comunitaria u otras razones documentadas. Finalmente, se incluyeron 58 estudios (Figura 1).

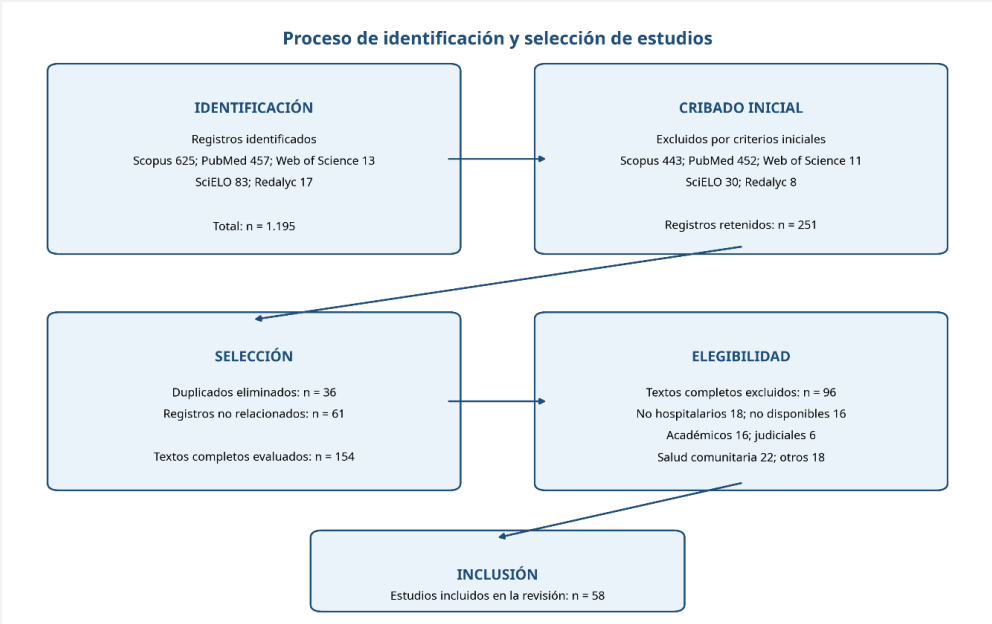


Figura 1. Flujograma PRISMA del proceso de selección de estudios

Nota: Registros identificados (n = 1.195); registros tras criterios iniciales de elegibilidad (n = 251); textos completos evaluados (n = 154); estudios incluidos (n = 58). Fuente: elaboración propia conforme a PRISMA 2020 ⁽¹³⁾.

La gestión hospitalaria se clasificó en clínica, actividades asistenciales, y administrativa, procesos de coordinación, soporte y dirección, en coherencia con los procesos de gestión hospitalaria descritos en la literatura ⁽⁶⁾. Para operacionalizar el concepto de capacidad, se consideraron los procesos de recepción, procesamiento e integración de información descritos en la literatura sobre cognición humana y artificial ⁽¹⁴⁻¹⁵⁾. Las capacidades se codificaron según la clasificación de capacidades de IA propuesta por Schmid et al.: percepción, procesamiento y comprensión, actuación y comunicación ⁽¹⁶⁾. Para cada estudio se registraron el área de aplicación, el tipo de dato, el modelo o algoritmo mencionado, la capacidad funcional y el producto clínico o administrativo descrito. Debido al objetivo de mapeo descriptivo y a la heterogeneidad de los diseños, no se realizó metaanálisis ni evaluación formal de riesgo de sesgo; esta decisión se considera una limitación de la revisión.

Por tratarse de una revisión documental de publicaciones de acceso abierto, no requirió aprobación de un comité de ética. Se respetaron los principios de integridad académica, atribución de fuentes y uso responsable de información científica.

Resultados

La literatura muestra una expansión sostenida de modelos de IA aplicados a la atención sanitaria. Experiencias tempranas, como IBM Watson en oncología, evidenciaron que la expectativa tecnológica no sustituye la necesidad de validación clínica, integración en el flujo de trabajo y supervisión profesional ⁽¹⁷⁾. La evidencia disponible indica que un sistema debe demostrar relevancia clínica, desempeño reproducible y seguridad antes de incorporarse a guías o decisiones asistenciales ⁽¹⁸⁾.

De los 58 estudios incluidos, 50 (86,2 %) abordaron gestión clínica y 9 (15,5 %) gestión administrativa; un estudio se clasificó en ambas áreas, por lo que los porcentajes no son aditivos. Las aplicaciones clínicas se concentraron en diagnóstico (25/58; 43,1 %) y pronóstico (14/58; 24,1 %), mientras que en gestión administrativa predominó la organización de procesos (7/58; 12,1 %) (Tabla 2). La mayor proporción de estudios fue recuperada de Scopus (41/58; 70,7 %), seguida de SciELO (6/58; 10,3 %), Web of Science (5/58; 8,6 %), PubMed (3/58; 5,2 %) y Redalyc (2/58; 3,4 %); un estudio no consignó una fuente principal de recuperación en la matriz de extracción (Figura 2A).

El procesamiento de información fue la capacidad predominante, presente en 54 estudios (93,1 %). Las tareas más frecuentes fueron análisis y modelado de datos (20/58; 34,5 %) y análisis de imágenes con modelado de datos (17/58; 29,3 %). La percepción, expresada como reconocimiento de imágenes, se identificó en un estudio, mientras que la comunicación se observó en tres, vinculada con información al usuario e interconectividad de dispositivos (Tabla 2).

Tabla 2. Distribución de estudios y capacidades de IA en la investigación clínico-hospitalaria (n = 58)

Dimensión y categoría	n	%
Nivel de gestión		
Administrativa	9	15,5
└ Control	1	1,7
└ Organización	7	12,1
└ Planificación	1	1,7
Clínica	50	86,2
└ Diagnóstico	25	43,1
└ Diagnóstico y pronóstico	1	1,7
└ Diagnóstico y tratamiento	4	6,9
└ Prevención	4	6,9
└ Pronóstico	14	24,1
└ Tratamiento	1	1,7
└ No especificada	1	1,7
Capacidad de IA		
Comunicación	3	5,2
└ Información al usuario	2	3,4
└ Interconectividad de dispositivos digitales	1	1,7
Procesamiento de información	54	93,1
└ Análisis de datos y predicción de eventos	2	3,4
└ Análisis de imágenes	9	15,5
└ Análisis de imágenes y datos clínicos	2	3,4
└ Análisis de imágenes y modelado de datos	17	29,3
└ Análisis e integración	2	3,4
└ Análisis y modelado de datos	20	34,5
└ Evaluación de nódulos y predicción de malignidad	1	1,7
└ Extracción, procesamiento y análisis de HCE	1	1,7
Percepción	1	1,7
└ Reconocimiento de imágenes	1	1,7

Nota: un estudio se clasificó simultáneamente en gestión clínica y administrativa; por ello, los porcentajes por nivel no son aditivos. HCE: historia clínica electrónica.

Los estudios basados en texto, datos clínicos, epidemiológicos o de laboratorio emplearon extracción de información, clasificación, integración y predicción. Estas capacidades se aplicaron, entre otras áreas, en reumatología, cardiología y neurología para identificar factores de riesgo, estructurar registros y anticipar eventos clínicos ⁽¹⁹⁻²²⁾. Los estudios basados en imágenes utilizaron modelos de visión artificial para identificar patrones relevantes en dermatología, radiología, histopatología y gastroenterología; su propósito fue apoyar el diagnóstico temprano, la clasificación de lesiones y el pronóstico ⁽²³⁻²⁸⁾.

En el ámbito administrativo, se identificaron aplicaciones para gestión de camas, flujo de pacientes, citas y atención al usuario. Los datos de estos procesos suelen ser heterogéneos y semiestructurados, por lo que los modelos requieren validación continua antes de ser integrados en decisiones operativas ⁽²⁹⁾. Los sistemas conversacionales basados en procesamiento de lenguaje natural apoyaron la resolución de consultas, la orientación inicial y la programación de citas; su empleo debe incorporar mecanismos de

escalamiento a personal sanitario y control de respuestas (30-31). La analítica predictiva también se ha propuesto para planificación y apoyo a decisiones gerenciales mediante la identificación de patrones y tendencias (32).

En relación con los modelos, el aprendizaje profundo fue el enfoque más frecuente, especialmente las redes neuronales convolucionales para imágenes médicas. Los estudios de radiología, patología y gastroenterología muestran su utilidad en detección, clasificación y estimación de riesgo (26,33-34). Los modelos de aprendizaje automático incluyeron regresión logística, árboles de decisión, bosques aleatorios, máquinas de vectores de soporte y XGBoost; se emplearon sobre todo en clasificación y predicción con datos tabulares o registros clínicos (35-38). El procesamiento de lenguaje natural y las arquitecturas transformer ampliaron las posibilidades de extraer información de texto, interactuar con usuarios y asistir procesos documentales, aunque su desempeño debe evaluarse en escenarios clínicos reales (39-40). La síntesis por especialidad, modelo, capacidad y producto se presenta en la Tabla 3; la distribución de modelos se resume en la Figura 2B.

Tabla 3. Estudios incluidos según área de aplicación, modelo de IA, capacidad y producto

Referencia(s)	Área o especialidad	Modelo de IA	Capacidad o habilidad	Producto principal
(51)	Administración: organización y control	ML	Interconectividad de dispositivos digitales	Organización y control de actividades
(52)	Cirugía abdominal	DL	Análisis e integración	Apoyo al manejo de quiste pancreático
(53)	Cirugía de emergencia	ML	Análisis y modelado de datos	Predicción de morbilidad posoperatoria
(20,28,36,54,55)	Cardiología	NLP, ML	Extracción y análisis de HCE; análisis y modelado de datos	Historia clínica estructurada, valoración funcional y predicción de morbilidad
(56)	Emergencia	SVM, RF, DT	Análisis y modelado de datos	Predicción de intoxicación y apoyo a decisiones
(26,57-59)	Gastroenterología	ML, CNN, SVM	Análisis de datos, predicción de eventos y análisis de imágenes	Diagnóstico y predicción de riesgos
(60)	Gestión de citas	ML	Análisis y modelado de datos	Predicción de demanda y tiempo de espera
(61)	Gestión: control	DL	Análisis de imágenes y modelado de datos	Supervisión de uso de medidas de protección
(22,62)	Ginecología	CNN	Análisis y modelado de datos; análisis de imágenes	Tamizaje de cáncer cervicouterino
(25,63-67)	Histopatología y oncología	XGBoost, DL, CNN	Análisis de imágenes y datos clínicos	Diagnóstico, tratamiento, pronóstico y predicción de sobrevida
(68)	Neurocirugía y radiología	CNN	Análisis de imágenes y modelado de datos	Diagnóstico y pronóstico

Referencia(s)	Área o especialidad	Modelo de IA	Capacidad o habilidad	Producto principal
(21)	Neurología	ML	Análisis y modelado de datos	Diagnóstico y pronóstico
(69,70)	Oftalmología	DL	Análisis de imágenes y modelado de datos	Pronóstico de morbilidad
(30,71)	Oncología	Teoría de juegos	Análisis y modelado de datos	Diagnóstico, tratamiento y predicción de morbilidad
(72-75)	Otorrinolaringología	ML supervisado, DL, NLP, SVM	Análisis de datos, habla y comunicación	Diagnóstico, clasificación e información al paciente
(76)	Radiocirugía	DL	Análisis de imágenes y modelado de datos	Valoración de volumen tumoral
(24,33,37,77-83)	Radiología	CNN, ML, DL	Evaluación de nódulos, predicción de malignidad y análisis de imágenes	Diagnóstico, pronóstico y predicción de progresión
(19)	Reumatología	ML, RF	Análisis y modelado de datos	Seguimiento e identificación de riesgo
(30)	Atención al usuario	NLP	Habla y comunicación	Información al usuario
(84)	Traumatología	DL	Análisis de imágenes y modelado de datos	Predicción de resultados de fractura
(85,86)	Unidad de cuidados intensivos	ML	Análisis y modelado de datos	Predicción de sepsis e hipotermia
(31)	Urología	DL	Análisis de imágenes y modelado de datos	Pronóstico de morbilidad

Abreviaturas: CNN: red neuronal convolucional; DL: aprendizaje profundo; DT: árbol de decisión; HCE: historia clínica electrónica; ML: aprendizaje automático; NLP: procesamiento de lenguaje natural; RF: bosque aleatorio; SVM: máquina de vectores de soporte.

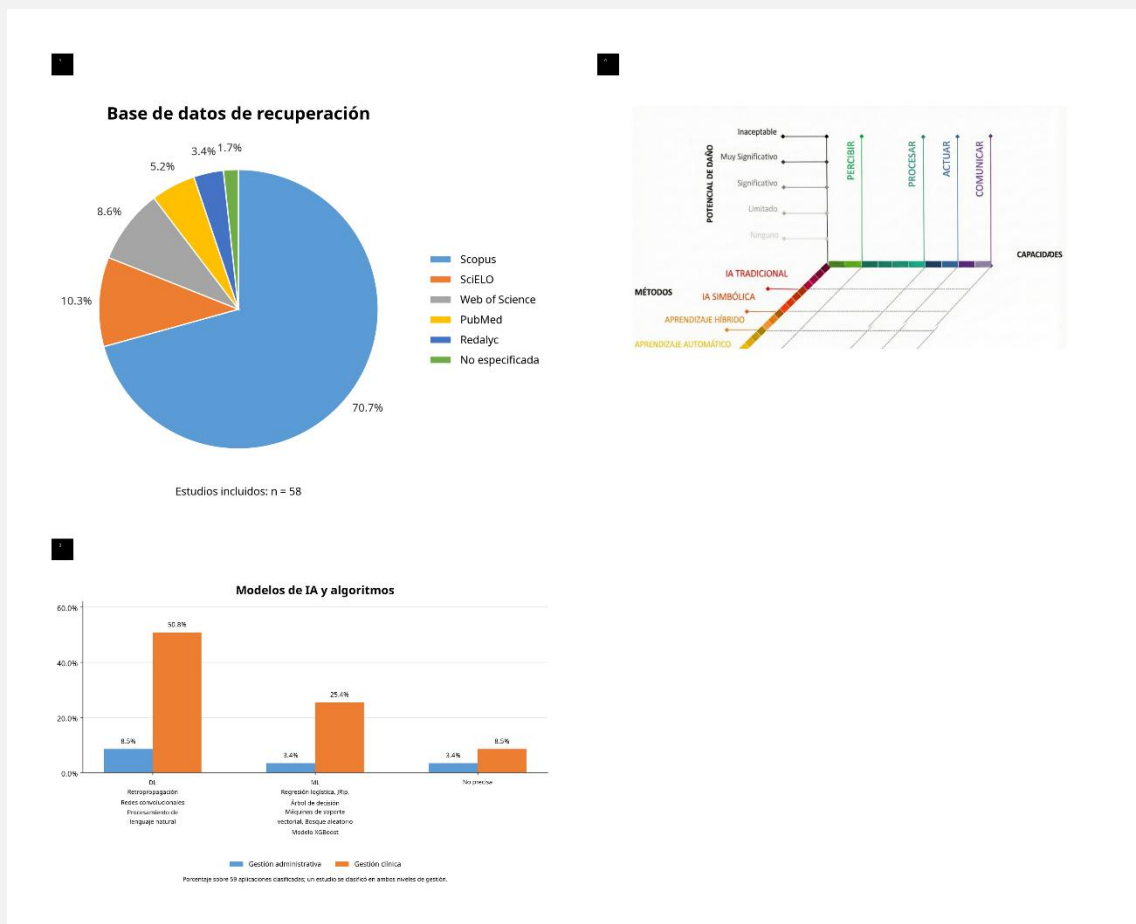


Figura 2. Síntesis gráfica de las fuentes de recuperación, los modelos y la taxonomía de capacidades de IA

Panel A. Fuente principal de recuperación de los estudios incluidos (n = 58), incluido un estudio sin fuente principal especificada. **Panel B.** Distribución de modelos y algoritmos de IA según nivel de gestión. **Panel C.** Taxonomía de métodos, capacidades y criticidad de IA, adaptada de Schmid et al. ⁽¹⁶⁾. Fuente: elaboración propia; Panel C adaptado de Schmid et al. ⁽¹⁶⁾

Discusión

La principal contribución de la IA en la gestión clínica hospitalaria proviene de su capacidad de procesar grandes volúmenes de información y reconocer patrones que complementan la valoración profesional. Este potencial no debe interpretarse como sustitución de la decisión clínica: el desempeño de un algoritmo depende de la calidad, representatividad y trazabilidad de los datos, además de su validación en la población donde se implementará ⁽⁴¹⁻⁴²⁾.

La concentración de estudios en diagnóstico y pronóstico es coherente con la disponibilidad de datos de imagen y registros clínicos estructurados. Revisiones recientes señalan que, para que estos sistemas produzcan beneficios clínicos, deben describir de manera transparente sus datos de entrenamiento, métricas, validación y limitaciones ⁽⁴³⁾. Las herramientas autorizadas como apoyo diagnóstico muestran que la regulación

progresar, pero la autorización de un producto no elimina la necesidad de vigilancia posterior, evaluación local y responsabilidad profesional ⁽⁴⁴⁾.

La taxonomía de capacidades empleada permite diferenciar los métodos de IA de las funciones que se pretende realizar. Así, una misma capacidad, como detectar un patrón en una imagen o clasificar un riesgo, puede implementarse mediante distintos modelos. La clasificación también incorpora la criticidad de cada aplicación, aspecto relevante para priorizar gobernanza, explicabilidad y supervisión en tareas de mayor impacto clínico o social ⁽¹⁶⁾. En la muestra, las capacidades de procesamiento se asociaron principalmente a texto e imagen; por ello, los modelos de lenguaje y las redes convolucionales concentraron la mayor parte de las aplicaciones ⁽⁴⁵⁾.

Los algoritmos no razonan ni comprenden de forma consciente; generan resultados a partir de reglas, parámetros y relaciones aprendidas en datos. Esta precisión conceptual es esencial para evitar atribuirles capacidades que exceden la evidencia disponible ⁽⁴⁶⁾. Los estudios en oncología, por ejemplo, muestran que diferentes modelos pueden contribuir de forma complementaria a la interpretación de imágenes, la estratificación y la selección terapéutica. Sin embargo, la integración de varias herramientas exige evaluación prospectiva, interoperabilidad y supervisión humana ⁽⁴⁷⁾. Los modelos lingüísticos de gran tamaño ofrecen oportunidades para comunicación y documentación, pero aún presentan limitaciones de trazabilidad, verificación y razonamiento clínico multietapa que requieren una evaluación rigurosa antes de su integración clínica ⁽¹¹⁾.

Las aplicaciones administrativas continúan siendo menos numerosas que las clínicas. Su desarrollo puede mejorar la anticipación de demanda, la organización de camas, el flujo de pacientes y la planificación, pero requiere datos operativos completos, indicadores de impacto y análisis de consecuencias no previstas ⁽⁴⁸⁾. La convergencia entre sensores, conectividad, analítica de datos y sistemas de salud digitales plantea una evolución hacia entornos más integrados; la adopción deberá equilibrar eficiencia, costos, seguridad y equidad ⁽⁴⁹⁻⁵⁰⁾. Asimismo, la protección de datos de salud, la transparencia de los modelos y la prevención de sesgos deben incorporarse desde el diseño hasta la monitorización de cada sistema ⁽¹⁰⁻¹¹⁾.

La revisión se restringió a publicaciones en inglés y español de acceso completo, por lo que pudo excluir evidencia relevante. La heterogeneidad de los diseños, de los datos de entrada y de las métricas de desempeño impidió realizar una síntesis cuantitativa. Además, varios estudios no describieron con suficiente detalle el algoritmo, el tipo de entrenamiento o las medidas de validación. Futuras revisiones deberían registrar de manera estandarizada la modalidad de dato, el modelo, el procedimiento de entrenamiento, la validación externa, las métricas de desempeño y los resultados clínicos u organizacionales.

Conclusión

La IA se aplica predominantemente a la gestión clínica hospitalaria, especialmente en diagnóstico y pronóstico. El procesamiento de información, el análisis y modelado de datos y el análisis de imágenes constituyeron las capacidades más frecuentes. Los modelos de aprendizaje profundo y de aprendizaje automático aportan herramientas

para extraer patrones de imágenes, textos y registros clínicos; su valor depende de la calidad de los datos, la validación y la integración responsable con la decisión profesional.

La adopción administrativa es aún limitada, aunque las aplicaciones en flujo de pacientes, camas, citas y atención al usuario sugieren un campo de expansión. Para consolidar beneficios reales, los hospitales deben priorizar interoperabilidad, ciberseguridad, gobernanza de datos, evaluación prospectiva y equidad. La evidencia futura debería centrarse en resultados clínicos, operativos y de seguridad que permitan distinguir soluciones prometedoras de intervenciones efectivamente implementables.

Acerca de

Contribución del autor: Omar Gonzalo Tineo Carrasco participó en la conceptualización, búsqueda, selección, extracción, análisis e interpretación de la información, redacción del manuscrito y aprobación de su versión final.

Financiamiento: El autor declara no haber recibido financiamiento para el desarrollo de este estudio.

Conflicto de interés: El autor declara que no tener conflictos de intereses.

Agradecimientos: Se agradece a los doctores Jorge Ordemar y Marco Flores, médicos cirujanos asistentes del Hospital Regional Lambayeque, por su colaboración en el análisis de la información.

Certificación ética: Por tratarse de una revisión documental de literatura científica de acceso abierto, no requirió aprobación de un comité de ética.

Historia del artículo: Artículo recibido el 05 de junio de 2026 | Aceptado el 16 de julio de 2026 | Publicado el 24 de agosto de 2026.

Referencias

1. Ali TE, Ali FI, Dakić P, Zoltan AD. Trends, prospects, challenges, and security in the healthcare internet of things. *Computing*. 2025;107(1):28.
<https://doi.org/10.1007/s00607-024-01352-4>
2. David-López GP. Impacto social de la cuarta revolución industrial y la responsabilidad social empresarial como respuesta. *I+D Revista de Investigaciones*. 2022;17(2):103–12.
<https://doi.org/10.33304/revinv.v17n2-2022008>
3. Pachón A. Cognición artificial: delegación de inteligencia en la era digital. In: Zarza Núñez T, Sánchez-Moñita M, editors. *Los Flujos de la imagen*. 2019. p. 84-95.
<https://doi.org/10.5281/zenodo.7656610>
4. Bonami B, Piazzentini L, Dala-Possa A. Education, Big Data and Artificial Intelligence: Mixed methods in digital platforms. *Comunicar*. 2020;28(65):43-52.
<https://doi.org/10.3916/C65-2020-04>
5. Pinzon-Perez H, Smith JL, Perez AD. Artificial intelligence for the training of health professionals: opportunities and challenges. *Rev Fac Med Hum*. 2025;25(3):133–41.
<https://doi.org/10.25176/rfmh.v25i3.6859>

6. Flores Arévalo J, Barbarán Mozo HP. Gestión Hospitalaria: una mirada al desarrollo de sus procesos. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*. 2021;5(2):1527-45. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v5i2.368
7. Vásquez Sáenz OA, Montenegro Camacho LA. Modernización de la gestión hospitalaria en instituciones prestadoras de salud. *Rev. Cuerpo Med. HNAAA*. 2022;15(4):639–43. <https://doi.org/10.35434/rcmhnaaa.2022.154.1907>
8. Biggs D, Vargas M, Larraín T, Alvear A, Pedemonte JC. Artificial Intelligence in medicine: Methods selection, applications and considerations (Part II). *Revista Chilena de Anestesia*. 2022;51(5):535-42. <https://doi.org/10.25237/revchilanestv5129061641>
9. Bohr A, Memarzadeh K. El auge de la inteligencia artificial en las aplicaciones sanitarias. In: Bohr A, Memarzadeh K, editors. *Inteligencia artificial en el ámbito de la salud*. Barcelona: Elsevier; 2022. p. 25-60. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818438-7.00002-2>
10. Saban M, Esteban S, Rubinstein A, Cejas C, Perez-Acuna K. El impacto de la inteligencia artificial en la atención de la salud. *Perspectivas y enfoques para América Latina y el Caribe*, 2023. <https://ai-globalhealthresearch.tghn.org/recursos-es/clias-technical-report-spanish/>. <https://doi.org/10.48060/tghn.125>
11. Dwivedi YK, Hughes L, Ismagilova E, Aarts G, Coombs C, Crick T, et al. Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *Int J Inf Manage*. 2021;57:101994. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>
12. Li J, Carayon P. Health Care 4.0: A vision for smart and connected health care. *IJSE Trans Healthc Syst Eng*. 2021;11(3):171-180. <https://doi.org/10.1080/24725579.2021.1884627>
13. Page MJ, McKenzie JE, Bossuyt PM, Boutron I, Hoffmann TC, Mulrow CD, et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*. 2021;372:n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
14. Ardila R. Inteligencia. ¿Qué sabemos y qué nos falta por investigar? *Rev Acad Colomb Cienc*. 2011;35(134):97-103. [https://doi.org/10.18257/raccefyn.35\(134\).2011.2491](https://doi.org/10.18257/raccefyn.35(134).2011.2491)
15. Siemens G, Marmolejo-Ramos F, Gabriel F, Medeiros K, Marrone R, Joksimovic S, et al. Human and artificial cognition. *Computers and Education: Artificial Intelligence*. 2022;3:100107. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100107>
16. Schmid T, Hildesheim W, Holoyad T, Schumacher K. The AI Methods, Capabilities and Criticality Grid: A Three-Dimensional Classification Scheme for Artificial Intelligence Applications. *KI - Kunstliche Intelligenz*. 2021;35(3-4):425-40. <https://doi.org/10.1007/s13218-021-00736-4>
17. Ngiam KY, Khor IW. Big data and machine learning algorithms for health-care delivery. *Lancet Oncol*. 2019 May;20(5):e262-e273. [https://doi.org/10.1016/S1470-2045\(19\)30149-4](https://doi.org/10.1016/S1470-2045(19)30149-4)
18. Cabrera-Mudarra RD. Inteligencia artificial y calidad clínica: Herramientas para optimizar el desempeño hospitalario. *Noesis*. 2025;7(14):192–210. <https://doi.org/10.35381/noesisin.v7i14.349>

19. Valero-Tena E, Roca-Espiau M, Verdú-Díaz J, Diaz-Manera J, Andrade-Campos M, Giraldo P. Advantages of digital technology in the assessment of bone marrow involvement in Gaucher's disease. *Front Med (Lausanne)*. 2023;10:1098472. <https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1098472>
20. Gambarte MJ, Higa C, Novo F, Ciambone GM, Tupayachi Villagomez OD, Ginesi A, et al. Comparación pronóstica entre scores de riesgo y la aplicación de redes neuronales para la predicción de la mortalidad a corto y mediano plazo en pacientes con insuficiencia cardíaca. *Rev Argent Cardiol*. 2021;89(5):416-426. <https://doi.org/10.7775/rac.es.v89.i5.20434>
21. Formica C, Bonanno L, Giambò FM, Maresca G, Latella D, Marra A, et al. Paving the Way for Predicting the Progression of Cognitive Decline: The Potential Role of Machine Learning Algorithms in the Clinical Management of Neurodegenerative Disorders. *J Pers Med*. 2023 Sep 15;13(9):1386. <https://doi.org/10.3390/jpm13091386>
22. Luo L, Zhang J. The Value of TruScreen (An Artificial Intelligence Cervical Cancer Screening System) in High-Risk HPV Positive Patients. *Clin Exp Obstet Gynecol*. 2023 Oct 1;50(10):206. <https://doi.org/10.31083/j.ceog5010206>
23. Deps PD, Yotsu R, Furriel BCRS, de Oliveira BD, de Lima SL, Loureiro RM. The potential role of artificial intelligence in the clinical management of Hansen's disease (leprosy). *Front Med (Lausanne)*. 2024;11:1338598. <https://doi.org/10.3389/fmed.2024.1338598>
24. O'Dowd E, Berovic M, Callister M, Chalitsios CV, Chopra D, Das I, et al. Determining the impact of an artificial intelligence tool on the management of pulmonary nodules detected incidentally on CT (DOLCE) study protocol: a prospective, non-interventional multicentre UK study. *BMJ Open*. 2024 Jan 4;14(1):e077747. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2023-077747>
25. Majumdar A, Lad J, Tumanova K, Serra S, Queresby F, Khorasani M, et al. Machine learning based local recurrence prediction in colorectal cancer using polarized light imaging. *J Biomed Opt*. 2023 Nov 23;29(5):052915. <https://doi.org/10.1117/1.jbo.29.5.052915>
26. Yasar O, Long P, Harder B, Marshall H, Bhasin S, Lee S, et al. Machine learning using longitudinal prescription and medical claims for the detection of non-alcoholic steatohepatitis (NASH). *BMJ Health Care Inform*. 2022 Mar 30;29(1):e100510. <https://doi.org/10.1136/bmjhci-2021-100510>
27. Beunza JJ, Lafuente JL, González S, Gómez-Tello V. Artificial intelligence and the Internet of Medical Things in the ICU: Time for implementation | Inteligencia artificial e Internet of Medical Things en UCI: momento de la implementación. *Med Intensiva*. 2024;48(1):56–8. <https://doi.org/10.1016/j.medin.2023.10.002>
28. Evertz R, Lange T, Backhaus SJ, Schulz A, Beuthner BE, Topci R, et al. Artificial Intelligence Enabled Fully Automated CMR Function Quantification for Optimized Risk Stratification in Patients Undergoing Transcatheter Aortic Valve Replacement. *J Interv Cardiol*. 2022;2022:1368878. <https://doi.org/10.1155/2022/1368878>
29. Arnaud E, Elbattah M, Ammirati C, Dequen G, Ghazali DA. Use of Artificial Intelligence to Manage Patient Flow in Emergency Department during the COVID-19 Pandemic: A Prospective, Single-Center Study. *Int J Environ Res Public Health*. 2022;19(15):9667. <https://doi.org/10.3390/ijerph19159667>

30. Burnette H, Pabani A, von Itzstein MS, Switzer B, Fan R, Ye F, et al. Use of artificial intelligence chatbots in clinical management of immune-related adverse events. *J Immunother Cancer*. 2024 May 30;12(5):e008599. <https://doi.org/10.1136/jitc-2023-008599>
31. Schulz S, Woerl AC, Jungmann F, Glasner C, Stenzel P, Strobl S, et al. Multimodal Deep Learning for Prognosis Prediction in Renal Cancer. *Front Oncol*. 2021 Nov 24;11:788740. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.788740>
32. Diestra-Quinto NM, Cordova-Villodas AJ, Caruajulca-Montero CP, Esquivel-Cueva DL, Nina-Vera SA. La inteligencia artificial y la toma de decisiones gerenciales. *Revista de Investigación Valor Agregado*. 2021;8(1):52-69. <https://doi.org/10.17162/riva.v8i1.1631>
33. Yan C, Wang L, Lin J, Xu J, Zhang T, Qi J, et al. A fully automatic artificial intelligence-based CT image analysis system for accurate detection, diagnosis, and quantitative severity evaluation of pulmonary tuberculosis. *Eur Radiol*. 2022;32(4):2188–99. <https://doi.org/10.1007/s00330-021-08365-z>
34. Tohyama T, Ide T, Ikeda M, Kaku H, Enzan N, Matsushima S, et al. Machine learning-based model for predicting 1 year mortality of hospitalized patients with heart failure. *ESC Heart Fail*. 2021;8(5):4077–85. <https://doi.org/10.1002/ehf2.13556>
35. Vargas M, Biggs D, Larraín T, Alvear A, Pedemonte JC. Artificial Intelligence in medicine: Modeling methods (Part I). *Revista Chilena de Anestesia*. 2022;51(5):527–34. <https://doi.org/10.25237/revchilanestv5129061230>
36. Escolar V, Lozano A, Larburu N, Kerexeta J, Álvarez R, Echebarria A, et al. Prediction of heart failure decompensations using artificial intelligence and machine learning techniques. *Rev Colomb Cardiol*. 2022;29(4):431-40. <https://doi.org/10.24875/rccar.21000023>
37. Sloan M, Li H, Lescay HA, Judge C, Lan L, Hajiyeve P, et al. Pilot study of machine learning in the task of distinguishing high and low-grade pediatric hydronephrosis on ultrasound. *Investig Clin Urol*. 2023 Nov;64(6):588-596. <https://doi.org/10.4111/icu.20230170>
38. Nisar DEM, Amin R, Shah NUH, Ghamdi MAA, Almotiri SH, Alruily M. Healthcare Techniques through Deep Learning: Issues, Challenges and Opportunities. *IEEE Access*. 2021;9:98523-41. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3095312>
39. Shen X, Zhou Y, Shi X, Zhang S, Ding S, Ni L, et al. The application of deep learning in abdominal trauma diagnosis by CT imaging. *World J Emerg Surg*. 2024 May 6;19(1):17. <https://doi.org/10.1186/s13017-024-00546-7>
40. Fúquene Ardila HJ. Procesamiento de Lenguaje Natural, los Transformers y los Bots Conversacionales. *XIKUA Boletín Científico de la Escuela Superior de Tlahuelilpan*. 2024 5;12(Especial):151–60. <https://doi.org/10.29057/xikua.v12iespecial.12904>
41. Saranya A, Subhashini R. A systematic review of Explainable Artificial Intelligence models and applications: Recent developments and future trends. *Decision Analytics Journal*. 2023 1;7:100230. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100230>
42. Lee DH, Yoon SN. Application of artificial intelligence-based technologies in the healthcare industry: opportunities and challenges. *Int J Environ Res Public Health*. 2021;18(1):271. <https://doi.org/10.3390/ijerph18010271>

43. Morone G, De Angelis L, Martino Cinnera A, Carbonetti R, Bisirri A, Ciancarelli I, et al. Artificial intelligence in clinical medicine: a state-of-the-art overview of systematic reviews with methodological recommendations for improved reporting. *Front Digit Health*. 2025;7:1550731. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2025.1550731>
44. Ajmera P, Dillard R, Kline T, Missert A, Korfiatis P, Khandelwal A. FDA-approved artificial intelligence products in abdominal imaging: A comprehensive review. *Curr Probl Diagn Radiol*. 2026;55(2):258-267. <https://doi.org/10.1067/j.cpradiol.2025.04.011>
45. Qi Y, Mohamad E, Azlan AA, Zhang C. Utilization of artificial intelligence in clinical practice: A systematic review of China's experiences. *Digit Health*. 2025;11:20552076251343752. <https://doi.org/10.1177/20552076251343752>
46. Velekkat Suraj N. Exploring the limits of AI: Does AI mimic understanding or truly simulate intelligence? *Journal of Software Engineering and Simulation*. 2025;11(6):75–8. <https://doi.org/10.35629/3795-11067578>
47. Ríos Quinte RJ, Ortiz Osorio AB, Toaquiza Toapanta CD, Landi Faican EA, García Toala JA. New advances in artificial intelligence for the diagnosis and treatment of colorectal cancer: a literature review. *Sapienza*. 2024 15;5(1):e24012. <https://doi.org/10.51798/sijis.v5i1.733>
48. Shilpa, Kaur T, Garg R. Digital healthcare: A topical and futuristic review of technological and robotic revolution. *Paladyn*. 2023;14(1):20220108. <https://doi.org/10.1515/pjbr-2022-0108>
49. Mbunge E, Muchemwa B, Jiyane S, Batani J. Sensors and healthcare 5.0: transformative shift in virtual care through emerging digital health technologies. *Glob Health J*. 2021;5(4):169–177. <https://doi.org/10.1016/j.glohj.2021.11.008>
50. Brady HE. The Challenge of Big Data and Data Science. *Annu Rev Polit Sci*. 2019;22:297-323. <https://doi.org/10.1146/annurev-polisci-090216-023229>
51. Mi D, Li Y, Zhang K, Huang C, Shan W, Zhang J. Exploring intelligent hospital management mode based on artificial intelligence. *Front Public Health*. 2023;11:1182329. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2023.1182329>
52. Lavista Ferres JM, Oviedo F, Robinson C, Chu L, Kawamoto S, Afghani E, et al. Performance of explainable artificial intelligence in guiding the management of patients with a pancreatic cyst. *Pancreatology*. 2024;24(7):1182–91. <https://doi.org/10.1016/j.pan.2024.09.001>
53. Junior MAFR, Smaniotto R, Gebran A, Zamudio JP, Mohseni S, da Silva Rodrigues JM, et al. The use of POTTER (Predictive Optimal Trees in Emergency Surgery Risk) calculator to predict mortality and complications in patients submitted to Emergency Surgery. *Rev Col Bras Cir*. 2023;50:e20233624. <https://doi.org/10.1590/0100-6991e-20233624-en>
54. Samaras A, Bekiaridou A, Papazoglou AS, Moysidis DV, Tsoumakas G, Bamidis P, et al. Artificial intelligence-based mining of electronic health record data to accelerate the digital transformation of the national cardiovascular ecosystem: design protocol of the CardioMining study. *BMJ Open*. 2023 Apr 3;13(4):e068698. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2022-068698>

55. Krzowski B, Rokicki J, Głowczyńska R, Fajkis-Zajczkowska N, Barczewska K, Mąsior M, et al. The Use of Machine Learning Algorithms in the Evaluation of the Effectiveness of Resynchronization Therapy. *J Cardiovasc Dev Dis.* 2022;9(1):17. <https://doi.org/10.3390/jcdd9010017>
56. Ghanimi R, Chouikri K, Ghanimi I, Ghanimi F, Soulaymani A. Un enfoque basado en el aprendizaje automático para el diagnóstico urgente de envenenamiento en situaciones de emergencia. *Data and Metadata.* 2023;2:110. <https://doi.org/10.56294/dm2023110>
57. Gómez-Zuleta MA, Cano-Rosales DF, Bravo-Higuera DF, Ruano-Balseca JA, Romero-Castro E. Detección automática de pólipos colorrectales con técnicas de inteligencia artificial. *Rev Colomb Gastroenterol.* 2021;36(1):7–17. <https://doi.org/10.22516/25007440.471>
58. Lu Y, Wu J, Zhuo X, Hu M, Chen Y, Luo Y, et al. Real-Time Artificial Intelligence-Based Histologic Classifications of Colorectal Polyps Using Narrow-Band Imaging. *Front Oncol.* 2022 26;12:879239. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.879239>
59. Zand A, Stokes Z, Sharma A, van Deen WK, Hommes D. Artificial Intelligence for Inflammatory Bowel Diseases (IBD); Accurately Predicting Adverse Outcomes Using Machine Learning. *Dig Dis Sci.* 2022;67(10):4874-85. <https://doi.org/10.1007/s10620-022-07506-8>
60. Vural O, Ozaydin B, Aram KY, Booth J, Lindsey BF, Ahmed A. An Artificial Intelligence-Based Framework for Predicting Emergency Department Overcrowding: Development and Evaluation Study. *JMIR Med Inform.* 2025;13:e73960. <https://doi.org/10.2196/73960>
61. Junior AP, Homem TPD, Teixeira FO. Aplicación de inteligencia artificial para monitorear el uso de mascarillas de protección. *Revista Científica General José María Córdova.* 2021;19(33):205–22. <https://doi.org/10.21830/19006586.725>
62. Parham GP, Egemen D, Befano B, Mwanahamuntu MH, Rodriguez AC, Antani S, et al. Validation in Zambia of a cervical screening strategy including HPV genotyping and artificial intelligence (AI)-based automated visual evaluation. *Infect Agent Cancer.* 2023;18(1):61. <https://doi.org/10.1186/s13027-023-00536-5>
63. Browning L, Jesus C, Malacrino S, Guan Y, White K, Puddle A, et al. Artificial Intelligence-Based Quality Assessment of Histopathology Whole-Slide Images within a Clinical Workflow: Assessment of 'PathProfiler' in a Diagnostic Pathology Setting. *Diagnostics.* 2024;14(10):990. <https://doi.org/10.3390/diagnostics14100990>
64. Hirokawa M, Niioka H, Suzuki A, Abe M, Arai Y, Nagahara H, et al. Application of deep learning as an ancillary diagnostic tool for thyroid FNA cytology. *Cancer Cytopathol.* 2023;131(4):217-225. <https://doi.org/10.1002/cncy.22669>
65. Hagi T, Nakamura T, Yuasa H, Uchida K, Asanuma K, Sudo A, et al. Prediction of prognosis using artificial intelligence-based histopathological image analysis in patients with soft tissue sarcomas. *Cancer Med.* 2024;13(10):e7252. <https://doi.org/10.1002/cam4.7252>
66. Lee JH, Song GY, Lee J, Kang SR, Moon KM, Choi YD, et al. Prediction of immunochemotherapy response for diffuse large B-cell lymphoma using artificial intelligence digital pathology. *J Pathol Clin Res.* 2024;10(3):e12370. <https://doi.org/10.1002/2056-4538.12370>

67. Deng J, Zhao M, Li Q, Zhang Y, Ma M, Li C, et al. Implementation of artificial intelligence in the histological assessment of pulmonary subsolid nodules. *Transl Lung Cancer Res*. 2021 1;10(12):4574-86. <https://doi.org/10.21037/tlcr-21-971>
68. Chakrabarty S, LaMontagne P, Shimony J, Marcus DS, Sotiras A. MRI-based classification of IDH mutation and 1p/19q codeletion status of gliomas using a 2.5D hybrid multi-task convolutional neural network. *Neurooncol Adv*. 2023;5(1):vdad023. <https://doi.org/10.1093/noajnl/vdad023>
69. Ibáñez-Bruron MC, Cruzat A, Órdenes-Cavieles G, Coria M. Exactitud de tamizaje de retinopatía diabética: inteligencia artificial versus tecnólogos médicos entrenados. *Rev Med Chil*. 2021;149(4):493-500. <https://doi.org/10.4067/s0034-98872021000400493>
70. Yan Q, Jiang Y, Huang H, Swaroop A, Chew EY, Weeks DE, et al. Genome-wide association studies-based machine learning for prediction of age-related macular degeneration risk. *Transl Vis Sci Technol*. 2021;10(2):29. <https://doi.org/10.1167/tvst.10.2.29>
71. Lau CW, Catchpoole D, Simoff S, Zhang D, Nguyen QV. A Game-Theoretical Approach to Clinical Decision Making with Immersive Visualisation. *Appl Sci*. 2023;13(18):10178. <https://doi.org/10.3390/app131810178>
72. Tarnowska KA, Ras ZW, Jastreboff PJ. A data-driven approach to clinical decision support in tinnitus retraining therapy. *Front Neuroinform*. 2022;16:934433. <https://doi.org/10.3389/fninf.2022.934433>
73. Saibene AM, Allevi F, Calvo-Henriquez C, Maniaci A, Mayo-Yáñez M, Paderno A, et al. Reliability of large language models in managing odontogenic sinusitis clinical scenarios: a preliminary multidisciplinary evaluation. *Eur Arch Otorhinolaryngol*. 2024;281(4):1835-41. <https://doi.org/10.1007/s00405-023-08372-4>
74. Asci F, Marsili L, Suppa A, Saggio G, Michetti E, Di Leo P, et al. Acoustic analysis in stuttering: a machine-learning study. *Front Neurol*. 2023;14:1169707. <https://doi.org/10.3389/fneur.2023.1169707>
75. Fan X, Chen L, Tang W, Sun L, Wang J, Liu S, et al. Prediction of outpatient visits for allergic rhinitis using an artificial intelligence LSTM model - a study in Eastern China. *BMC Public Health*. 2025;25(1):1328. <https://doi.org/10.1186/s12889-025-22430-y>
76. Lee CC, Lee WK, Wu CC, Lu CF, Yang HC, Chen YW, et al. Applying artificial intelligence to longitudinal imaging analysis of vestibular schwannoma following radiosurgery. *Sci Rep*. 2021;11(1):3106. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-82665-8>
77. Wang X, Zhou Y, Deng D, Li H, Guan X, Fang L, et al. Developing a deep learning model to predict epilepsy recurrence in patients with focal cortical dysplasia type III. *Quant Imaging Med Surg*. 2023;13(2):999-1008. <https://doi.org/10.21037/qims-22-276>
78. Ke X, Hu W, Su X, Huang F, Lai Q. Potential of artificial intelligence based on chest computed tomography to predict the nature of part-solid nodules. *Clin Respir J*. 2023;17(4):320-8. <https://doi.org/10.1111/crj.13597>
79. Wang C, Shao J, Xu X, Yi L, Wang G, Bai C, et al. DeepLN: A Multi-Task AI Tool to Predict the Imaging Characteristics, Malignancy and Pathological Subtypes in CT-Detected

- Pulmonary Nodules. *Front Oncol.* 2022 11;12:683792.
<https://doi.org/10.3389/fonc.2022.683792>
80. Yu L, Shi X, Liu X, Jin W, Jia X, Xi S, et al. Artificial Intelligence Systems for Diagnosis and Clinical Classification of COVID-19. *Front Microbiol.* 2021;12:729455.
<https://doi.org/10.3389/fmicb.2021.729455>
81. Ding X, Xu J, Xu H, Zhou J, Long Q. Risk assessment using early quantitative chest CT parameters for the severity of COVID-19. *Iran J Radiol.* 2021;18(3):e109439.
<https://doi.org/10.5812/iranjradiol.109439>
82. Drozdov I, Szubert B, Reda E, Makary P, Forbes D, Chang SL, et al. Development and prospective validation of COVID-19 chest X-ray screening model for patients attending emergency departments. *Sci Rep.* 2021;11(1):20384.
<https://doi.org/10.1038/s41598-021-99986-3>
83. Yuan L, Chen J, Feng H, Lv J, Lu X, Ji M. Early Identification of COVID-19 Progression to Its Severe Form Using Artificial Intelligence. *Iran J Radiol.* 2022;19(1):e112562.
<https://doi.org/10.5812/iranjradiol.112562>
84. Dipnall JF, Page R, Du L, Costa M, Lyons RA, Cameron P, et al. Predicting fracture outcomes from clinical registry data using artificial intelligence supplemented models for evidence-informed treatment (PRAISE) study protocol. *PLoS One.* 2021;16(9):e0257361. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0257361>
85. Scherer JS, Pereira JS, Debastiani MS, Bica CG. Beyond technology: Can artificial intelligence support clinical decisions in the prediction of sepsis? *Rev Bras Enferm.* 2022;75(5):e20210586. <https://doi.org/10.1590/0034-7167-2021-0586>
86. Singh P, Nagori A, Lodha R, Sethi T. Early prediction of hypothermia in pediatric intensive care units using machine learning. *Front Physiol.* 2022 Sep 2;13:921884.
<https://doi.org/10.3389/fphys.2022.921884>