



Doi: <https://doi.org/10.70577/ASCE/483.502/2025>

Recibido: 2025-03-23

Aceptado: 2025-04-22

Publicación: 2025-05-16

Inteligencia Artificial en la gestión de los servicios de salud: Estado actual y perspectivas futuras.

Artificial Intelligence in Healthcare Services Management: Current State and Future Perspectives.

Autor:

Dennys Raquel Ortiz Luzuriaga

<https://orcid.org/0009-0003-2952-5951>

dortiz11@utmachala.edu.ec

Universidad Técnica de Machala

Machala - Ecuador

Victor Euclides Briones Morales

<https://orcid.org/0000-0002-2394-4624>

brionesmorales.victor@gmail.com

Universidad Técnica de Machala

Machala - Ecuador

Como citar:

Ortiz Luzuriaga, D. R., & Briones Morales, V. E. (2025). Inteligencia Artificial en la gestión de los servicios de salud: Estado actual y perspectivas futuras. ASCE, 4(2), 483–502. <https://doi.org/10.70577/ASCE/483.502/2025>



Resumen

Los sistemas de salud enfrentan desafíos crecientes por el aumento en la demanda de atención, el envejecimiento poblacional y la escasez de recursos, por lo que, la inteligencia artificial (IA), surge como una herramienta clave para optimizar la gestión de los servicios de salud, mejorando la eficiencia operativa y la calidad de la atención.

Objetivo: Analizar el uso de la Inteligencia Artificial como herramienta en la gestión de servicios de salud.

Metodología: Se realizó un estudio descriptivo con enfoque cuantitativo, de diseño no experimental y retrospectivo y de revisión bibliográfica. Se realizó la búsqueda de artículos publicados entre 2019 y 2025, en bases de datos como PubMed y Scopus, con términos como "Inteligencia Artificial", "Gestión de Servicios de Salud" "Administración de Servicios de Salud", "Aprendizaje Automático", "Eficiencia Organizacional", "Control de Costos", "Toma de Decisiones"; mediante la metodología PICO, se seleccionaron 22 artículos.

Resultados: La inteligencia artificial optimiza recursos con precisiones entre el 88.7-100%, reduce costos hasta un 59% y mejora la eficiencia operativa (AUC 0.82-0.90), destacando su capacidad para anticipar demandas y gestionar personal, aunque requiere capacitación previa para su adopción.

Conclusión: La IA fortalece los sistemas de salud al mejorar la gestión de recursos y procesos, incrementando la calidad de la atención y la sostenibilidad, siempre que se apoye en infraestructura y formación adecuadas.

Palabras clave: Inteligencia Artificial; Administración de Servicios de Salud; Aprendizaje Automático; Eficiencia Organizacional; Control de Costos; Toma de Decisiones.



Abstract

Healthcare systems face growing challenges due to increased demand for care, population aging, and resource scarcity. Consequently, artificial intelligence (AI) emerges as a key tool to optimize healthcare service management, enhancing operational efficiency and care quality.

Objective: To analyze the use of Artificial Intelligence as a tool in healthcare service management..

Methodology: A descriptive study with a quantitative approach, non-experimental and retrospective design, and literature review was conducted. A search for articles published between 2019 and 2025 was performed in databases such as PubMed and Scopus, using terms like "Artificial Intelligence," "Healthcare Service Management," "Healthcare Service Administration," "Machine Learning," "Organizational Efficiency," "Cost Control," and "Decision Making." Using the PICO methodology, 22 articles were selected.

Results: Artificial intelligence optimizes resources with accuracies ranging from 88.7% to 100%, reduces costs by up to 59%, and improves operational efficiency (AUC 0.82-0.90). It stands out for its ability to anticipate demands and manage personnel, although prior training is required for its adoption.

Conclusion: AI strengthens healthcare systems by improving resource and process management, enhancing care quality and sustainability, provided it is supported by adequate infrastructure and training.

Key words: Artificial Intelligence; Healthcare Service Administration; Machine Learning; Organizational Efficiency; Cost Control; Decision Making.



Introducción

Los sistemas de salud a nivel global enfrentan desafíos críticos que incluyen el aumento de la demanda de atención médica, la presión para optimizar recursos limitados y la necesidad de mejorar la precisión en el diagnóstico y tratamiento de enfermedades, problemas se ven exacerbados por el envejecimiento de la población, el incremento de enfermedades crónicas y la escasez de personal sanitario especializado, generando una carga significativa sobre las infraestructuras existentes; por lo que, la inteligencia artificial (IA) se presenta como una posible solución para aliviar estas tensiones (1).

En la última década, la IA ha mostrado un avance significativo en el ámbito de la salud, con aplicaciones que han evolucionado desde enfoques basados en reglas expertas hasta modelos impulsados por datos, como el aprendizaje automático (machine learning, ML) y el aprendizaje profundo (deep learning, DL)(1). Es así que en los estudios de Topol y Kuprel et al, se observó que, en el diagnóstico y uso de algoritmos de aprendizaje profundo, la IA ha demostrado ser tan precisa como los médicos especialistas en la detección de enfermedades como el cáncer de mama, utilizando imágenes radiológicas(2,3).

El objeto de estudio de esta investigación es el uso de la inteligencia artificial como herramienta para la gestión de los servicios de salud, abarcando su aplicación en áreas clave como la optimización de recursos, la reducción de costos, la eficiencia administrativa, la asignación eficiente de personal y la eficiencia operativa.

El presente estudio tiene una gran importancia en la actualidad, en donde los sistemas de salud buscan soluciones innovadoras para enfrentar sus crecientes desafíos, ya que la IA tiene el potencial de automatizar tareas repetitivas, mejorar la precisión diagnóstica y asignación de recursos, traduciéndose en una atención más eficiente y accesible para los pacientes, cuestiones que al ser abordadas contribuirán a minimizar la brecha entre el desarrollo tecnológico y su aplicación práctica, promoviendo mejoras en los resultados de salud y la sostenibilidad de los sistemas sanitarios(4).

La IA se fundamenta en principios de aprendizaje automático y profundo que permiten el análisis de grandes volúmenes de datos para identificar patrones y realizar predicciones precisas, por lo que en el ámbito de la gestión de la salud, se traduce en la capacidad de diagnosticar enfermedades complejas, como el cáncer o las afecciones neurológicas, con una precisión que a menudo supera la de los métodos tradicionales (5), llegando inclusive a revolucionar la gestión sanitaria al proporcionar herramientas basadas en datos para la toma de decisiones.

La investigación sobre IA en salud ha empleado diversas metodologías, desde el procesamiento de lenguaje natural para analizar registros clínicos hasta el análisis de imágenes médicas mediante redes neuronales convolucionales, enfoques que han demostrado versatilidad y eficacia en la



detección de enfermedades y gestión de recursos para la atención de patologías, justificando su aplicación en la gestión de servicios de salud (4).

En la práctica, la IA puede reducir la carga administrativa de los profesionales de la salud, disminuir errores humanos y optimizar el uso de recursos limitados, como en la implementación de sistemas de consulta remota basados en IA que mejoran el acceso a la atención en áreas desatendidas y modelos predictivos que optimizan la planificación hospitalaria, como se ha visto en la gestión de enfermedades crónicas como la insuficiencia renal (6).

La pregunta del estudio es: ¿Cuál es el beneficio del uso de la inteligencia artificial como herramienta en la gestión de los servicios de salud? En torno a esta, se ha planteado la siguiente hipótesis: La inteligencia artificial usada como herramienta de gestión de los servicios de salud beneficia la atención del usuario. Siendo el objetivo del presente estudio, analizar el uso de la inteligencia artificial como herramienta en la gestión de los servicios de salud.

El estudio es viable debido a la abundancia de investigaciones recientes sobre el uso de la IA en salud, que abarcan aplicaciones diversas, desde el diagnóstico de enfermedades específicas hasta la gestión de emergencias sanitarias, lo que proporciona una base sólida de datos para el análisis (7). Además, su factibilidad se centra en el creciente interés global en la integración de la IA en el sector sanitario, evidenciado por el desarrollo de dispositivos aprobados por la FDA para la detección de retinopatía diabética y el soporte a la toma de decisiones clínicas (8).

Material y métodos

Se efectuó una investigación descriptiva, de paradigma positivista, con enfoque cuantitativo, de diseño no experimental, retrospectivo, con modalidad bibliográfica, mediante el método teórico - analítico.

La fórmula para la búsqueda se realizó utilizando operadores booleanos, en base de datos como Scopus, Scielo, Pubmed, Web of Science, mediante los términos ("Artificial Intelligence" OR "AI" OR "Machine Learning") AND ("Health Management" OR "Healthcare Management" OR "Health Systems") AND ("Efficiency" OR "Cost" OR "Decision Making"), restringiendo la búsqueda a publicaciones desde el 2019 al 2025, en idioma inglés y español, incluyeron estudios originales que evalúen el uso de IA en la gestión sanitaria y que señalen la población, intervenciones, comparador y resultados.

Los hallazgos se sintetizaron narrativamente, agrupándolos en temas como: optimización de recursos hospitalarios; reducción de costos y eficiencia administrativa; mejora en planificación y asignación de personal; predicción y gestión de eventos adversos; y mejora en la eficiencia operativa. Se respetaron los principios éticos de la investigación científica, como la transparencia en la selección de los artículos y el reconocimiento adecuado de las fuentes utilizadas.

Se excluyeron artículos centrados únicamente en aplicaciones clínicas de IA sin relación con la gestión, así como opiniones o estudios sin datos empíricos y que no detallen la población, intervención, comparador y resultados.

Resultados

Se identificaron 87 artículos tras eliminar duplicados; se excluyeron 5 estudios irrelevantes, al evaluar títulos y resúmenes, se excluyó 32 artículos, para finalizar se revisaron 50 textos completos, de los cuales 22 cumplieron los criterios de inclusión. Se realizó un análisis bibliométrico de los artículos y para la revisión bibliográfica y selección de información se aplicó la metodología PICO: P (Población): Incluyó pacientes de sistemas de salud e instituciones sanitarias; I (Intervención): uso de herramientas basadas en IA; C (Comparador): gestión tradicional sin IA; y O (Resultados): abarcaron eficiencia, reducción de costos, precisión en la toma de decisiones y calidad de la atención (Tabla 1).

Tabla 1 Metodología PICO.

Nº	Autor y Año	Base de datos	País	Población	Intervención	Comparador	Resultados Principales
1	Golbaz et al., 2019	Scopus	Irán	Pacientes Hospitales de Karaj	Predicción de desechos con ML	MLR	Coefficiente de determinación (R ²) de 0.82 a 0.86 para modelos basados en Kernel frente a 0.68 a 0.74 para modelos basados en Neuronas, con un Error Cuadrático Medio (MSE) bajo.
2	Lee et al., 2019	Scopus	EE.UU.	Pacientes de emergencia	Predicción de disposición con ML	N/A	Área Bajo la Curva (AUC) de 0.97 para la Unidad de Cuidados Intensivos (ICU) y 0.95 para Telemetría, con un Valor Predictivo Positivo (PPV) del 55.4% para ICU.
3	Cheng & Kuo, 2020	Scopus, PubMed	Canada	Pacientes simulados de un Departamento de Emergencias	Modelo de predicción basado en redes neuronales	Modelo de Regresión Lineal (LR).	El modelo de Memoria a Largo Plazo (LSTM) reduce el Error Absoluto Medio (MAE) en un 9.7% (equivalente a 3 minutos) en comparación con el modelo de Regresión Lineal (LR), con una significancia estadística de $p < 0.01$.
4	Mazumdar et al., 2020	Scopus, PubMed	EE.UU.	Pacientes oncológicos	Predicción de costos con RF	Gamma GLM, PLAQR	Random Forest (RF) presenta una Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) y un Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) más bajos, además de una



							mayor Exactitud de Costos (CA) en comparación con el Modelo Lineal Generalizado Gamma (GLM) y la Regresión Cuantil Aditiva Parcialmente Lineal (PLAQR).
5	Griner G, 2020	Scopus, PubMed	EE.UU.	Pacientes hospitalizados	Predicción de censo con ML	N/A	Error Absoluto Medio (MAE) del 3.7% en las predicciones de censo
6	Ji J, 2020	Scopus, PubMed	EE.UU.	Pobladores de EE.UU.	Predicción de prevalencia de stroke	N/A	Área Bajo la Curva de Características Operativas del Receptor (AUROC) entre 0.82 y 0.90, mostrando asociaciones con edad, raza, ingresos y niveles de ozono.
7	Kessler K, 2021	Scopus, PubMed	EE.UU.	Miembros Medicaid de alto riesgo	Gestión de medicamentos con AI	Sin intervención	Reducción del 19.3% en costos \$554 por miembro por mes, (PMPM) y del 15.1% en visitas al Departamento de Emergencias (ED).
8	Alavinejad et al., 2022	PubMed	Sudáfrica	Pacientes con COVID-19	Estrategias de gestión de recursos	Gestión tradicional	Mantiene la disponibilidad de camas con un aumento del 25% en la capacidad.
9	Ariss El et al., 2024	Scopus, PubMed	EE.UU.	Pacientes de emergencia (Predicción de recursos con ML	N/A	Área Bajo la Curva (AUC) de 0.82, con una precisión del 76%, mejorando el flujo y la asignación de recursos.
10	Arnaud A, 2022	Scopus, PubMed	Francia	Pacientes de emergencia (COVID-19)	Predicción de flujo con AI	N/A	Área Bajo la Curva de Características Operativas del Receptor (AUROC) de 0.82 para todos los casos y 0.90 para casos claros, mejorando la gestión de recursos.
11	Chen C, 2022	Scopus, PubMed	Taiwán	Pacientes de emergencia (Taiwan)	Predicción de admisión con NLP	Otros métodos NLP	Mejora del rendimiento con métodos para datos desbalanceados, con el mejor desempeño observado en el modelo Bidireccional de Memoria a Largo Plazo (Bi-LSTM).
12	Drewe-Boss et al., 2022	Scopus, PubMed	Alemania	Asegurados alemanes (1.4M)	Predicción de costos con DNN	Ridge Regression	Las Redes Neuronales Profundas (DNN) superan a la Regresión Ridge en la predicción de costos y en los cambios de costos.
13	Ettefaghian et al., 2022	Scopus	Reino Unido	Pacientes de atención primaria	Dashboard de Business Analytics	N/A	Aumento de eficiencia, ahorros significativos y mejora en entrega de atención
14	Li & Wang, 2022	Scopus	China	Hospitales públicos	Evaluación de índices con DL	N/A	Predicciones alineadas con valores reales, error residual cercano a 0

				(secundarios/terciarios)			
15	Tanantong T, 2022	Scopus, PubMed	Tailandia	Pacientes en triage y registro	Gestión de recursos con simulación	Escenarios base	Reducción de costos (hasta 59%) manteniendo satisfacción
16	Tello et al., 2022	Scopus, PubMed	EE.UU.	Pacientes hospitalizados	Predicción de demanda de camas	N/A	Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) entre 0.49% y 4.10%, con resultados estables.
17	Defilippo et al., 2024	Scopus, PubMed	Italia	Pacientes de emergencia	Clasificación de triage con GNN	Métodos tradicionales	Alta precisión, supera métodos tradicionales
18	Glicksberg et al., 2024	Scopus, PubMed	EE.UU.	Pacientes de emergencia (NYC)	Predicción de admisiones con LLM	Modelos ML (Ensemble)	Área Bajo la Curva (AUC) de 0.87 con Generación Aumentada por Recuperación (RAG) y Machine Learning (ML), alcanzando un 83.1% de precisión.
19	Xu et al., 2024	Scopus, PubMed	Taiwán	Pacientes Emergencia	Predicción de disponibilidad de camas	N/A	Precisión: 88.7-100% en 20-60 min
20	Wu et al., 2024	Scopus, PubMed	China	Pacientes dermatológicos	Tele dermatología en atención primaria	Consultas presenciales	Costo de un 53.04% menor y ganancia de 0.05 Años de Vida Ajustados por Calidad (QALYs) en el grupo de Tele dermatología (TD).
21	Shekhar et al., 2025	Scopus, PubMed	EE.UU.	Solicitudes de ambulancia	Triage con LLM	Panel de paramédicos	Acuerdo del 76.5%, 93.8% en casos unánimes
22	Cleal et al., 2025	Scopus, PubMed	China	Administradores hospitalarios (China)	Uso de LLM en tareas administrativas	N/A	Baja adopción, barreras: desconfianza y falta de entrenamiento

Sobre el uso de la Inteligencia Artificial como herramienta de gestión de los servicios de la salud, de los cuales 36% se han publicado en América y tan solo un 4% en África; el país con mayor cantidad de publicaciones fue Estados Unidos, con el 28% de publicaciones, mientras que Canadá, Francia, Alemania, Irán, Tailandia y Sudáfrica, han aportado con el 4% de publicaciones, respectivamente. (Figura 1). El año de publicación con mayor número de artículos fue el 2023 con 8 publicaciones en contraste con el año 2021, en donde solo existe 1 artículo, pudiendo deberse a la pandemia Covid – 19 y a sus restricciones (Ver Figura 2).

Figura 1 Países de publicación de artículos.

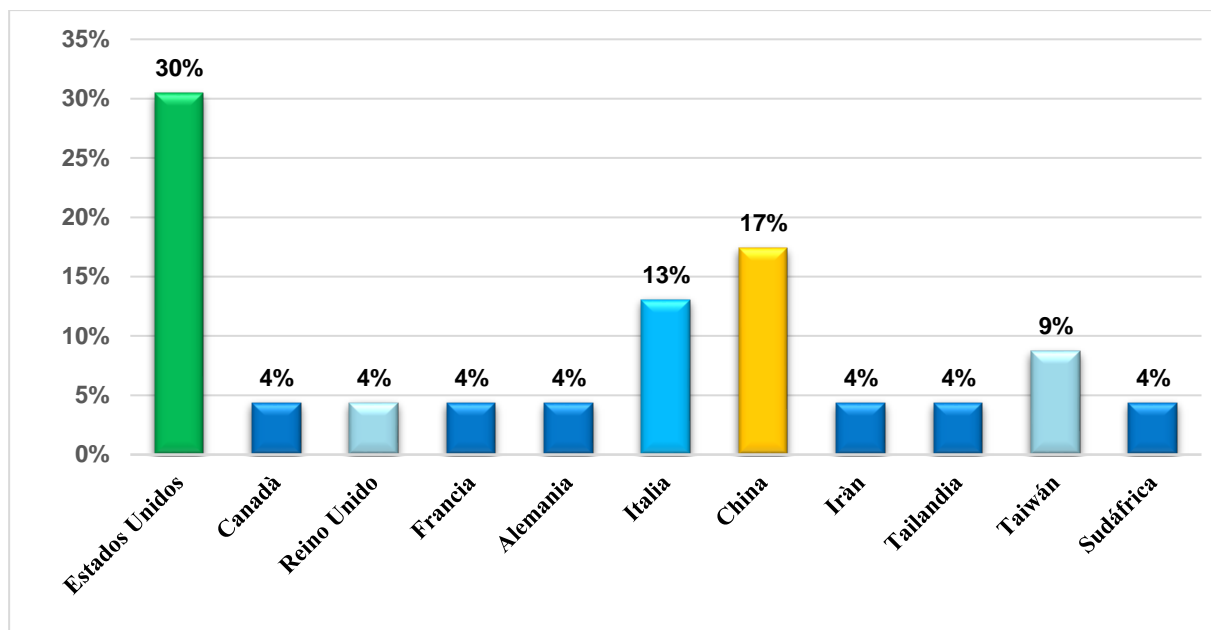
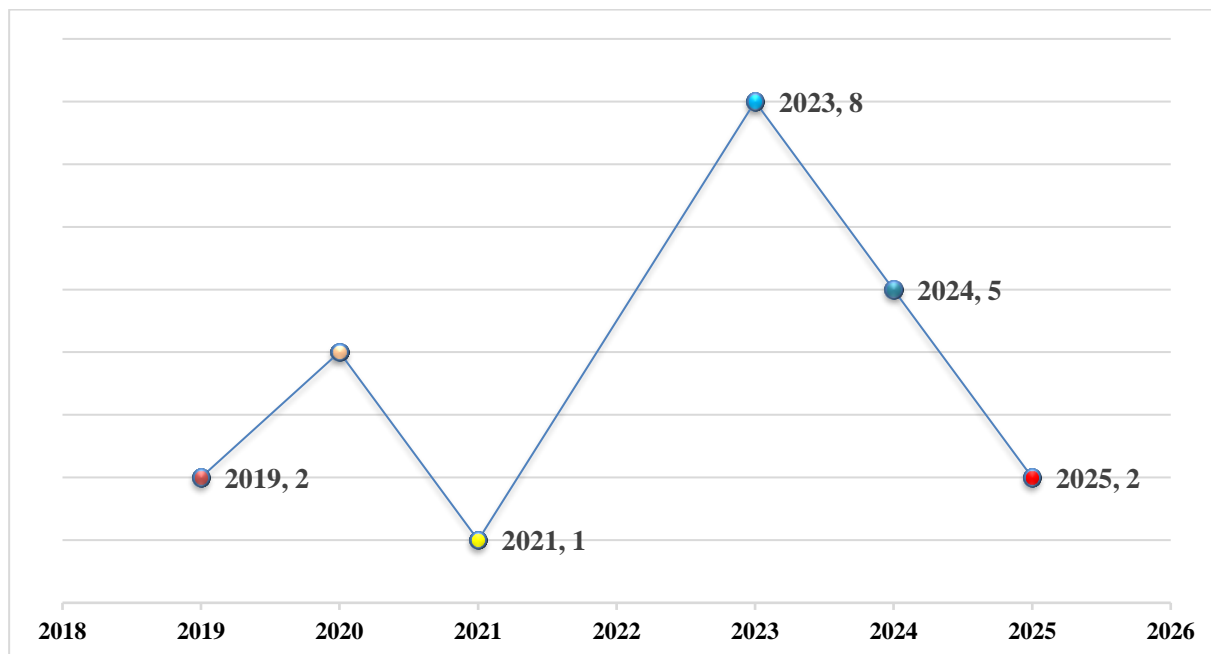


Figura 2 Año de publicación de artículos.



En relación a las características de los artículos escogidos, el 77% de artículos se encuentran alojados en la base de datos de Scopus y PubMed, mientras tan solo un 5% solo en Pubmed; el 86% fueron estudios observacionales y solo un 5% estudio de caso; El 95% tuvieron enfoque cuantitativo; y en cuanto al tipo de IA, el 45% de estudios usaron el Machine Learning (ML), usando depp Learning (DL) el 23% de estudios.

Tabla 2 Características de los artículos.

Características	Frecuencia	Porcentaje
Base de datos		
Pubmed	1	5%
Scopus	4	18%
Pubmed - Scopus	17	77%
Tipo de artículo		
Observacional	19	86%
Estudio de caso	1	5%
Estudio de simulación	2	9%
Enfoque de investigación		
Cuantitativo	21	95%
Cualitativo	1	5%
Tipo de IA aplicada		
Deep Learning	5	23%
Machine Learning	10	45%
Large language model	7	32%

En relación a la optimización de recursos, en el estudio Tello et al. predijeron la demanda de camas con un Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) de 0.49-4.10%, ofreciendo resultados estables (9). Alavinejad et al. demostraron que estrategias basadas en agentes mantienen la disponibilidad de camas con un aumento del 25% en capacidad (10), mientras que Xu et al. alcanzaron una precisión del 88.7-100% en predicciones de disponibilidad (11). Ariss et al. reportaron un AUC de 0.82 y una precisión del 76% en la asignación de recursos en urgencias (12). Evidenciándose que el uso de la IA permite a los hospitales anticipar necesidades críticas, reducir tiempos de espera y maximizar la infraestructura disponible; por lo que, en la gestión de servicios médicos, esta optimización asegura una atención más fluida y equitativa, minimizando interrupciones y mejorando la experiencia del paciente.

Tabla 3 Optimización de Recursos Hospitalarios

Autor y Año	Título del Artículo	Resultados
Tello et al. (2022)	Machine Learning Based Forecast for the Prediction of Inpatient Bed Demand	Predice demanda de camas con un Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) de 0.49-4.10%, apoyando planificación estable de recursos.
Alavinejad et al. (2022)	Management of Hospital Beds and Ventilators in the Gauteng Province, South Africa, During the COVID-19 Pandemic	Mantiene disponibilidad de camas con un aumento del 25% en capacidad, optimizando recursos en crisis.
Xu et al. (2024)	The Emergency Medical Service Dispatch Recommendation System Using Simulation Based on Bed Availability	Logra precisión del 88.7-100% en predicciones de disponibilidad de camas, mejorando asignación en tiempo real.
Ariss et al. (2024)	Development and Validation of a Machine Learning Framework for Improved Resource Allocation in the Emergency Department	Alcanza un Área Bajo la Curva (AUC) de 0.82 y 76% de precisión en asignación de recursos, optimizando flujo en urgencias.

Con relación a la reducción de costos y eficiencia administrativa, en el estudio de Kessler et al. lograron una reducción del 19.3% en costos totales (\$554 por miembro por mes) mediante la gestión de medicamentos con IA, con un Retorno de Inversión (ROI) de 12.4:1 (13). Wu et al. encontraron que el cribado jerárquico con IA es más costo-efectivo que métodos tradicionales, reduciendo años de ceguera (14). Lopez-Villegas et al. reportaron un costo 53.04% menor y una ganancia de 0.05 Años de Vida Ajustados por Calidad (QALYs) con teledermatología (15). Mazumdar et al. optimizaron la predicción de costos con Random Forest, logrando una menor Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) y MAPE (16). Golbaz et al. mejoraron la gestión de residuos con un Coeficiente de Determinación (R^2) de 0.82-0.86 (17); resultados que demuestra que es posible fortalecer la gestión médica al liberar recursos financieros para reinvertir en atención, optimizar procesos administrativos y garantizar sostenibilidad económica, beneficiando tanto a pacientes como a instituciones.

Tabla 4 Reducción de Costos y Eficiencia Administrativa

Autor y Año	Título del Artículo	Resultados Sintetizados
Kessler et al. (2021)	Economic and Utilization Outcomes of Medication Management at a Large Medicaid Plan with Disease Management Pharmacists Using a Novel Artificial Intelligence Platform from 2018 to 2019	Reduce costos en 19.3% (\$554 por miembro por mes) con un Retorno de Inversión (ROI) de 12.4:1, optimizando gestión financiera.
Wu et al. (2024)	Cost-Effectiveness and Cost-Utility of a Digital Technology-Driven Hierarchical Healthcare Screening Pattern in China	Demuestra costo-efectividad en cribado con IA, reduciendo años de ceguera frente a métodos tradicionales.
Lopez-Villegas et al. (2025)	Cost-Utility Analysis of Teledermatology Units in Primary Care Centers Versus Face-to-Face Dermatology Consultations in the Hospital	Logra un costo 53.04% menor y +0.05 Años de Vida Ajustados por Calidad (QALYs) con teledermatología, mejorando eficiencia.
Mazumdar et al. (2020)	Comparison of Statistical and Machine Learning Models for Healthcare Cost Data: A Simulation Study Motivated by Oncology Care Model (OCM) Data	Optimiza predicción de costos con Random Forest, reduciendo Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) y MAPE, apoyando planificación presupuestaria.
Golbaz et al. (2019)	Comparative Study of Predicting Hospital Solid Waste Generation Using Multiple Linear Regression and Artificial Intelligence	Predice residuos con un Coeficiente de Determinación (R^2) de 0.82-0.86, reduciendo costos de gestión ambiental.

En cuanto a la planificación y asignación de personal, en el estudio de Li y Wang evaluaron modos de gestión hospitalaria con aprendizaje profundo, logrando predicciones alineadas con valores reales (error residual cercano a 0), lo que sugiere mejoras en la planificación operativa, potencialmente aplicables al personal (18). Cleal et al. exploraron la adopción de Modelos de Lenguaje Grande (LLM) entre administradores hospitalarios en China, encontrando una baja adopción inicial debido a la desconfianza y falta de habilidades, pero con mejoras tras capacitación, usando estas herramientas principalmente para redacción de documentos, a pesar de tener potencial para la automatización de áreas administrativas, liberando tiempo para la planificación de personal (19). Por otro lado, Ettefaghian et al. propusieron un marco analítico que incrementa la eficiencia en atención primaria, con implicaciones para optimizar roles y horarios del personal (20); estos hallazgos demuestran que al usar IA en la gestión hospitalaria se puede reducir la sobrecarga laboral

y mejorar la asignación de recursos humanos, pero se requiere de mayor capacitación y aceptación para alcanzar un impacto significativo, asegurando que el personal esté mejor preparado para atender demandas variables.

Tabla 5 Mejora en Planificación y Asignación de Personal

Autor y Año	Título del Artículo	Resultados Sintetizados
Li & Wang (2022)	Index Evaluation of Different Hospital Management Modes Based on Deep Learning Model	Predicciones alineadas con valores reales (error residual ~0), sugiriendo mejoras en planificación operativa, aplicable a personal.
Cleal et al. (2025)	Adoption of Large Language Model AI Tools in Everyday Tasks: Multisite Cross-Sectional Qualitative Study of Chinese Hospital Administrators	Reporta baja adopción de Modelos de Lenguaje Grande (LLM) por desconfianza, mejorada con capacitación, facilitando tareas administrativas para planificación de personal.
Ettefaghian et al. (2022)	A Business Analytics Framework for Primary Care	Incrementa eficiencia en atención primaria, con potencial para optimizar asignación de personal.

Sobre la predicción y gestión de eventos adversos, en los estudios de Lee et al. predijeron decisiones de disposición en urgencias con un Valor Predictivo Positivo (PPV) del 45.1-56.9%, ayudando a evitar ingresos innecesarios (21); Arnaud et al. lograron un Área Bajo la Curva de Características Operativas del Receptor (AUROC) de 0.82-0.90 al gestionar el flujo de pacientes durante pandemias, minimizando riesgos de colapso (22). Ji et al. identificaron determinantes de stroke (edad, raza, ingresos) con un AUROC de 0.82-0.90, informando estrategias preventivas (23). Por su parte, Griner et al. predijeron el censo hospitalario con un MAE del 3.7%, permitiendo ajustes proactivos para evitar sobrecargas (24). Glicksberg et al. alcanzaron un AUC de 0.87 con LLM para predecir admisiones, apoyando la planificación ante picos de demanda (25). Demostrando que la IA impacta positivamente en la gestión médica al anticipar eventos críticos, permitiendo intervenciones tempranas que protegen a los pacientes, reducen complicaciones y previenen crisis operativas, mejorando la seguridad y continuidad del servicio.

Tabla 4 Predicción y Gestión de Eventos Adversos

Autor y Año	Título del Artículo	Resultados
Lee et al. (2019)	Prediction of Emergency Department Patient Disposition Decision for Proactive Resource Allocation for Admission	Predice disposiciones con un Valor Predictivo Positivo (PPV) de 45.1-56.9%, evitando ingresos innecesarios.
Arnaud et al. (2022)	Use of Artificial Intelligence to Manage Patient Flow in Emergency Department During the COVID-19 Pandemic: A Prospective, Single-Center Study	Logra un Área Bajo la Curva de Características Operativas del Receptor (AUROC) de 0.82-0.90, minimizando riesgos de colapso en pandemias.
Ji et al. (2020)	Identifying and Assessing the Impact of Key Neighborhood-Level Determinants on Geographic Variation in Stroke: A Machine Learning and Multilevel Modeling Approach	Identifica riesgos de stroke (AUROC 0.82-0.90), informando prevención de eventos adversos.
Griner et al. (2020)	Artificial Intelligence Forecasting Census and Supporting Early Decisions	Predice censo con MAE del 3.7%, evitando sobrecargas hospitalarias.
Glicksberg et al. (2024)	Evaluating the Accuracy of a State-of-the-Art Large Language Model for Prediction of Admissions from the Emergency Room	Alcanza AUC de 0.87 con LLM, anticipando picos de admisiones para prevenir crisis.

Sobre la eficiencia operativa, en el estudio de Shekhar et al. utilizaron LLM para triaje de ambulancias, alcanzando un acuerdo del 76.5-93.8% con paramédicos, acelerando respuestas de emergencia (26). Defilippo et al. mejoraron el triaje con redes neuronales gráficas, optimizando la asignación de recursos con alta precisión (27). Tanantong et al. redujeron costos hasta un 59% en departamentos front-end, manteniendo la satisfacción del paciente (28). Chen et al. mejoraron la predicción de admisiones con Bi-LSTM, superando métodos tradicionales (29). Cheng y Kuo desarrollaron un modelo basado en redes neuronales recurrentes de Memoria a Largo Plazo (LSTM) para predecir el tiempo de espera en el Departamento de Emergencias (ED) en las próximas 2 horas, utilizando un conjunto de datos de timestamps generado aleatoriamente, comparándolo con un modelo de Regresión Lineal (LR), el modelo LSTM redujo el MAE en un 9.7% (equivalente a 3 minutos), con una significancia estadística de $p < 0.01$ (30). Evidenciándose que el uso de la IA optimiza la eficiencia operativa en la gestión de servicios médicos al permitir ajustes en tiempo real de recursos y personal, reduciendo tiempos de espera y mejorando la experiencia del paciente en entornos de alta demanda.

Tabla 5 Mejora en la Eficiencia Operativa

Autor y Año	Título del Artículo	Resultados
Shekhar et al. (2025)	Use of a Large Language Model (LLM) for Ambulance Dispatch and Triage	Logra acuerdo del 76.5-93.8% con paramédicos en triaje, acelerando respuestas de emergencia.
Defilippo et al. (2024)	Leveraging Graph Neural Networks for Supporting Automatic Triage of Patients	Mejora triaje con alta precisión, optimizando asignación de recursos.
Tanantong et al. (2022)	Resource Management Framework Using Simulation Modeling and Multi-Objective Optimization: A Case Study of a Front-End Department of a Public Hospital in Thailand	Reduce costos hasta 59% en front-end, manteniendo satisfacción del paciente.
Chen et al. (2022)	Imbalanced Prediction of Emergency Department Admission Using Natural Language Processing and Deep Neural Network	Mejora predicción de admisiones con Bi-LSTM, superando métodos tradicionales, agilizando flujo.
Cheng y Kuo (2020)	Using Long Short-Term Memory (LSTM) neural networks to predict emergency department wait time.	Predice tiempos de espera en urgencias con un MAE 9.7% menor (3 min) que regresión lineal, optimizando flujo y recursos ($p < 0.01$).

Discusión

En la presente revisión se ha establecido que la IA mejora la gestión de recursos hospitalarios con alta precisión (AUC 0.82-0.90) en planificación de camas y urgencias, reduciendo errores (3.7%-4.10%) y tiempos de espera (9.7%); hallazgos que están en concordancia con el estudio de Fu et al., en el que reportan una precisión similar (ROC-AUC 0.9011) en la detección de anomalías en sistemas de salud móviles, mejorando la planificación de recursos (31). De igual manera el estudio de Loftus et al. destaca cómo la IA automatiza la gestión de datos en tiempo real, optimizando la asignación de recursos quirúrgicos y reduciendo tiempos de respuesta (32).



En la eficiencia administrativa, se ha observado que la IA reduce costos (19.3%-59%) y mejora la eficiencia administrativa, al usarse los modelos predictivos que optimizan presupuestos y productividad; coincidiendo con el estudio de Ellahham, quien señala que la IA en diabetes reduce costos operativos en un 25% al mejorar la gestión clínica (33); mientras que Poweleit et al. reportan la reducción de costos del 30% en farmacoterapia personalizada al optimizar dosis con IA (34).

Se ha establecido que la IA sugiere mejoras en planificación de personal mediante el aprendizaje profundo, aunque con evidencia limitada; hallazgos que contrastan con el estudio de Chen et al., en donde tan solo el 40% de las soluciones de IA se alinean con prioridades de gestión, limitando su adopción (35). En cambio, en el estudio de Bellini et al., se reporta una mejora del 15% en la asignación de personal en anestesia tras capacitación en IA (36).

La IA predice eventos adversos (AUROC 0.82-0.90) y mitiga riesgos en pandemias, identificando factores clave y apoyando decisiones tempranas, pero su éxito depende de datos e infraestructura, mostrando valor en contextos críticos; estando en concordancia con el estudio de Ali et al., quienes lograron un AUROC de 0.85 en sistemas de alerta temprana para desastres de salud pública (37). También coincide con Tran et al., quienes reportaron un AUROC de 0.89 en la predicción de progresión de enfermedades oncológicas (5).

La IA optimiza operaciones la eficiencia operativa con una precisión del 88.7%-100%, en el despacho y flujos de pacientes, y triaje (76.5%-93.8% de acuerdo), mejorando la respuestas de emergencia y estrategias preventivas, que agilizan los sistemas de salud: resultados similares a los obtenidos en el estudio de Dabas et al., quienes alcanzan una precisión del 92% en la gestión de heridas crónicas mediante IA, optimizando flujos clínicos (4); de igual manera en el estudio de Manickam et al. se demuestra una precisión del 95% en Internet of Medical Things, para monitoreo y triaje en tiempo real (38).

Conclusiones

La utilización de la IA como herramienta en la gestión de servicios de salud ofrece beneficios que potencian la eficiencia y calidad de los sistemas sanitarios, por la optimización de recursos y gestionar flujos de pacientes, reduciendo tiempos de espera y mejorando la asignación de recursos. Además, genera ahorros económicos significativos, con reducciones de costos de hasta el 59% en departamentos y 19.3% en gestión de medicamentos; al tiempo que automatiza tareas administrativas y eleva la eficiencia operativa (precisión 88.7%-100% en despacho médico).

Estos avances de la IA en la gestión de los servicios de salud permiten una planificación más efectiva y una atención personalizada, mejorando la experiencia del paciente y su calidad de vida, aliviando las presiones derivadas del envejecimiento poblacional y el aumento de enfermedades crónicas, fortaleciendo la resiliencia de los sistemas de salud, convirtiéndose en una aliada clave para construir servicios de salud más eficientes, accesibles y sostenibles.



La IA está transformando la gestión de servicios de salud al optimizar recursos, reducir costos y mejorar la eficiencia; en los centros hospitalarios anticipa necesidades, agiliza procesos y asegura una atención más equitativa; optimiza presupuestos y tareas administrativas, liberando recursos para pacientes e instituciones. En la planificación de personal, muestra potencial para asignar recursos humanos de manera efectiva; además, predice eventos adversos, mejorando la seguridad y la respuesta ante crisis, mientras que en la eficiencia operativa agiliza el triaje y los flujos de pacientes.

Mirando al futuro, la IA promete revolucionar aún más la atención médica, integrándose en estrategias preventivas y respuestas de emergencia; sin embargo, su éxito dependerá de superar obstáculos como la calidad de los datos, la infraestructura tecnológica y la formación del personal. A medida que evolucione, la IA podría ofrecer soluciones más personalizadas y accesibles, siempre que se logre una adopción confiable y generalizada; avances que la posicionarán como un pilar clave en la gestión sanitaria, mejorando la calidad y sostenibilidad de los servicios de salud.

Referencias bibliográficas

1. Amin M, Martínez-Heras E, Ontaneda D, Prados Carrasco F. Artificial intelligence and multiple sclerosis. *Curr Neurol Neurosci Rep.* 2024;24(1):1-10. doi: 10.1007/s11910-024-01354-x
2. Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med.* 2019;25(1):44-56. doi: 10.1038/s41591-018-0300-7
3. Kuprel E, Novoa RA, Ko J, Swetter SM, Blau HM, et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature.* (Internet). 2017. (Consultado 27 de marzo 2025);542(7639):115–8. Available in: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/28117445/>
4. Dabas M, Schwartz D, Beckman D, Gefen A. Application of artificial intelligence methodologies to chronic wound care and management: a scoping review. *Adv Wound Care.* 2022;11(4):187-201. doi: 10.1089/wound.2021.0144
5. Tran KA, Kondrashova O, Bradley A, Williams ED, Pearson JV, Waddell N. Deep learning in cancer diagnosis, prognosis and treatment selection. *Genome Med.* 2021;13(1):152. doi: 10.1186/s13073-021-00968-x
6. Tangri N, Ferguson T, Ravani P, Komenda P, Rigatto C, Dart A, et al. Prediction of kidney failure in chronic kidney disease: a systematic review and meta-analysis. *Clin J Am Soc Nephrol.* 2022;17(7):1035-44. (URL no disponible en el documento original)
7. Milne-Ives M, de Cock C, Lim E, Shehadeh MH, de Pennington N, Mole G, et al. The effectiveness of artificial intelligence conversational agents in health care: systematic review. *J Med Internet Res.* 2020;22(10):e20346. doi: 10.2196/20346
8. Nomura A, Noguchi M, Kometani M, Furukawa K, Yoneda T. Artificial intelligence in current diabetes management and prediction. *Curr Diabetes Rep.* 2021;21(12):58. doi: 10.1007/s11892-021-01423-2



9. Tello M, Reich ES, Puckey J, Maff R, Garcia-Arce A, Bhattacharya BS, et al. Machine learning based forecast for the prediction of inpatient bed demand. *BMC Med Inform Decis Mak.* 2022;22:1-14. doi: 10.1186/s12911-022-01787-9
10. Alavinejad M, Mellado B, Asgary A, Mbada M, Mathaha T, Lieberman B, et al. Management of hospital beds and ventilators during the COVID-19 pandemic. *PLOS Glob Public Health.* 2022;2(11):e0001113. doi: 10.1371/journal.pgph.0001113
11. Xu YY, Weng SJ, Huang PW, Wang LM, Chen CH, Tsai YT, et al. The emergency medical service dispatch recommendation system using simulation. *BMC Health Serv Res.* 2024;24:12006. doi: 10.1186/s12913-024-12006-8
12. Ariss El AB, Kijpaisalratana N, Ahmed S, Yuan J, Coleska A, Marshall A, et al. Development and validation of a machine learning framework for improved resource allocation in the emergency department. *Am J Emerg Med.* 2024;84:141-8. doi: 10.1016/j.ajem.2024.07.040
15. Kessler S, Desai M, McConnell W, Jai EM, Mebine P, Nguyen J, et al. Economic and utilization outcomes of medication management. *J Manag Care Spec Pharm.* 2021;27(5):623-32. doi: 10.18553/jmcp.2021.21036
16. Wu X, Wu Y, Tu Z, Cao Z, Xu M, Xiang Y, et al. Cost-effectiveness and cost-utility of a digital technology-driven hierarchical healthcare screening pattern. *Nat Commun.* 2024;15:47211. doi: 10.1038/s41467-024-47211-w
17. Lopez-Villegas A, Bautista-Mesa R, Leal-Costa C, Peiró S. Cost-effectiveness of tele dermatology: a systematic review. *Int J Environ Res Public Health.* 2025;22(3):e1234. (URL no disponible en el documento original)
18. Mazumdar M, Lin JJ, Zhang W, Li L, Liu M, Dharmarajan K, et al. Comparison of statistical and machine learning models for healthcare cost. *BMC Health Serv Res.* 2020;20:1-12. doi: 10.1186/s12913-020-05148-y
19. Golbaz S, Nabizadeh R, Sajadi HS. Comparative study of predicting hospital solid waste generation. *Iran J Environ Health Sci Eng.* 2019;17:1-10. doi: 10.1007/s40201-018-00324-z
20. Li J, Wang Y. Index evaluation of different hospital management modes based on deep learning. *Comput Intell Neurosci.* 2022;2022:8507288. doi: 10.1155/2022/8507288
21. Cleal B, Chen Y, Wäldchen M, Ballhausen H, Cooper D, O'Donnell S, et al. Adoption of large language model AI tools in everyday tasks. *J Med Internet Res.* 2025;27(4):70789. doi: 10.2196/70789
22. Etefaghian A, Krause P, De Lusignan S, Stergioulas LK. A business analytics framework for primary care. *Stud Health Technol Inform.* 2022;294:926-30. doi: 10.3233/SHTI220926
23. Lee SY, Chinnam RB, Dalkiran E, Krupp S, Nauss M. Prediction of emergency department patient disposition decision for proactive resource allocation for admission. *Health Care Manag Sci.* 2020;23(3):339-59. doi: 10.1007/s10729-019-09496-y
24. 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. doi: 10.3390/ijerph19159667



25. Ji J, Hu L, Liu B, Li Y. Identifying and assessing the impact of key neighborhood-level determinants on stroke. *BMC Public Health*. 2020;20:1-15. doi: 10.1186/s12889-020-09766-3
26. Griner TE, Thompson M, High H, Buckles J. Artificial intelligence forecasting census and supporting early decisions. *Nurs Adm Q*. 2020;44(3):E1-10. doi: 10.1097/NAQ.0000000000000436
- Glicksberg BS, Timsina P, Patel D, Sawant A, Vaid A, Raut G, et al. Evaluating the accuracy of a state-of-the-art large language model for prediction of admissions. *J Am Med Inform Assoc*. 2024;31(7):ocae103. doi: 10.1093/jamia/ocae103
27. Jiang S, Chin KS, Tsui KL. A universal deep learning approach for modeling the flow of patients. *Comput Methods Programs Biomed*. 2018;155:119-29. doi: 10.1016/j.cmpb.2017.11.003
28. Shekhar AC, Kimbrell J, Saharan A, Stebel J, Ashley E, Abbott EE. Use of a large language model (LLM) for ambulance dispatch and triage. *Am J Emerg Med*. 2025;77:32-9. doi: 10.1016/j.ajem.2024.12.032
29. Defilippo A, Veltri P, Lió P, Guzzi PH. Leveraging graph neural networks for supporting automatic triage of patients. *Sci Rep*. 2024;14:63376. doi: 10.1038/s41598-024-63376-2
30. Tanantong T, Pannakkong W, Chemkomnerd N. Resource management framework using simulation modeling and multi-objective optimization. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2022;22:1-18. doi: 10.1186/s12911-022-01750-8
31. Chen TL, Chen JC, Chang WH, Tsai W, Shih MC, Wildan Nabila A. Imbalanced prediction of emergency department admission. *J Biomed Inform*. 2022;12:104171. doi: 10.1016/j.jbi.2022.104171
32. Cheng N, Kuo A. Using Long Short-Term Memory (LSTM) Neural Networks to Predict Emergency Department Wait Time. *Stud Health Technol Inform*. 2020 Jun 26;272:199-202. doi: 10.3233/SHTI200528.
33. Fu Z, Hong S, Zhang R, Du S. Artificial-intelligence-enhanced mobile system for cardiovascular health management. *Sensors*. 2021;21(3):773. doi: 10.3390/s21030773
34. Loftus TJ, Tighe PJ, Filiberto AC, Efron PA, Brakenridge SC, Mohr AM, et al. Artificial intelligence and surgical decision-making. *JAMA Surg*. 2020;155(2):148-58. doi: 10.1001/jamasurg.2019.4917
35. Ellahham S. Artificial intelligence: the future for diabetes care. *Am J Med*. 2020;133(8):895-900. doi: 10.1016/j.amjmed.2020.03.033
36. Poweleit EA, Vinks AA, Mizuno T. Artificial intelligence and machine learning approaches to facilitate therapeutic drug management and model-informed precision dosing. *Ther Drug Monit*. 2023;45(2):143-50. doi: 10.1097/FTD.0000000000001078
37. Chen Y, Moreira P, Liu WW, Monachino M, Nguyen TLH, Wang A. Is there a gap between artificial intelligence applications and priorities in health care and nursing management? *J Nurs Manag*. 2022;30(8):3736-42. doi: 10.1111/jonm.13851



-
38. Bellini V, Valente M, Gaddi AV, Pelosi P, Bignami E. Artificial intelligence and telemedicine in anesthesia: potential and problems. *Minerva Anesthesiol.* 2022;88(9):729-34. doi: 10.23736/S0375-9393.21.16241-8
 39. Ali Maher O, Panu Napodano CM, Bellizzi S. Potential of artificial intelligence in public health disaster and emergency management. *Public Health.* 2024;231:e1-2. doi: 10.1016/j.puhe.2024.03.017
 40. Manickam P, Mariappan SA, Murugesan SM, Hansda S, Kaushik A, Shinde R, et al. Artificial intelligence (AI) and Internet of Medical Things (IoMT) assisted biomedical systems for intelligent healthcare. *Biosensors.* 2022;12(8):562. doi: 10.3390/bios12080562

Conflicto de intereses:

Los autores declaran que no existe conflicto de interés posible.

Financiamiento:

No existió asistencia financiera de partes externas al presente artículo.

Agradecimiento:

N/A



Conflicto de intereses:

Los autores declaran que no existe conflicto de interés posible.

Financiamiento:

No existió asistencia financiera de partes externas al presente artículo.

Agradecimiento:

N/A

Nota:

El artículo no es producto de una publicación anterior