



IMPLEMENTACIÓN DE HERRAMIENTAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN UNIDADES DE CUIDADOS INTENSIVOS PARA EL CUIDADO ENFERMERO: REVISIÓN SISTEMÁTICA

IMPLEMENTATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TOOLS IN INTENSIVE CARE UNITS FOR NURSING CARE: A SYSTEMATIC REVIEW

Jhoselin Carolina Curicho Imacaña ^{1*}

¹ Maestrante de la Maestría en Enfermería con Mención en Cuidados Críticos, Universidad Iberoamericana del Ecuador (UNIB.E), Quito, Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-6002-7115>. Correo: jcurichoi@est.unibe.edu.ec

Kevin Hernán Pérez Delgado ²

² Maestrante de la Maestría en Enfermería con Mención en Cuidados Críticos, Universidad Iberoamericana del Ecuador (UNIB.E), Quito, Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-8630-6150>. Correo: kperezd@est.unibe.edu.ec

Rusbel Jose Nausin Quitio ³

³ Docente de la Maestría en Enfermería con Mención en Cuidados Críticos, Universidad Iberoamericana del Ecuador (UNIB.E), Quito, Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-1571-0087>. Correo: rnausin@unibe.edu.ec

José Ivo Contreras Briceño ⁴

⁴ Departamento de Ciencias de la Salud. Facultad de Ciencias de la Salud Universidad Técnica Particular de Loja, Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9870-9944>. Correo: jocontreras@utpl.edu.ec

* Autor para correspondencia: jcurichoi@est.unibe.edu.ec

Resumen

La incorporación de inteligencia artificial (IA) en Unidades de Cuidados Intensivos (UCI) es relevante para la atención de pacientes críticos, donde la rapidez de respuesta es determinante para su supervivencia. Este estudio analizó la implementación de herramientas de IA en UCI para el cuidado enfermero, identificando aplicaciones, ventajas, limitaciones e impacto asistencial. Se realizó una revisión sistemática siguiendo



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo (CC-BY-NC-SA).

Sociedad Ecuatoriana de Investigación Científica. E-mail: revistabiosana@gmail.com



PRISMA 2020, consultando Scopus, PubMed, SciELO, LILACS, BVS, CINAHL y ScienceDirect mediante descriptores DeCS/MeSH y operadores booleanos AND/OR. Se incluyeron estudios originales publicados entre 2021 y 2026 en español, inglés y portugués, evaluados metodológicamente con Johns Hopkins EBP y MMAT. 20 estudios cumplieron los criterios de inclusión, predominando algoritmos de aprendizaje automático orientados a predecir mortalidad, sepsis, lesión renal aguda, riesgo nutricional y otras complicaciones. Los resultados mostraron mejoras en la precisión diagnóstica, la detección temprana del deterioro clínico y el apoyo a la toma de decisiones. Se identificaron barreras vinculadas a infraestructura, capacitación, sesgo algorítmico, transparencia, ética y confianza profesional. Concluyendo que la IA es una herramienta complementaria que fortalece el juicio clínico enfermero, favoreciendo un cuidado más seguro, oportuno y personalizado, siempre que su implementación incorpore formación adecuada y validación ética.

Palabras clave: cuidados intensivos; enfermería; inteligencia artificial; paciente crítico

Abstract

The integration of artificial intelligence (AI) in Intensive Care Units (ICUs) is relevant for the care of critically ill patients, where rapid response is crucial for survival. This study analyzed the implementation of AI tools in ICUs for nursing care, identifying applications, advantages, limitations, and clinical impact. A systematic review was conducted following PRISMA 2020 guidelines, searching Scopus, PubMed, SciELO, LILACS, BVS, CINAHL, and ScienceDirect using DeCS/MeSH descriptors and Boolean operators AND/OR. Original studies published between 2021 and 2026 in Spanish, English, and Portuguese were included, and methodologically assessed using Johns Hopkins EBP and MMAT. Twenty studies met the inclusion criteria, predominantly focusing on machine learning algorithms aimed at predicting mortality, sepsis, acute kidney injury, nutritional risk, and other complications. The results showed improvements in diagnostic accuracy, early detection of clinical deterioration, and support for decision-making. Barriers related to infrastructure, training, algorithmic bias, transparency, ethics, and professional trust were identified. The study concluded that AI is a complementary tool that strengthens nursing clinical judgment, promoting safer, more timely, and personalized care, provided its implementation incorporates adequate training and ethical validation.

Keywords: intensive care; nursing; artificial intelligence; critically ill patient

Fecha de recibido: 23/06/2026

Fecha de aceptado: 28/08/2026

Fecha de publicado: 03/09/2026

Introducción

En la medicina contemporánea, uno de los avances más significativos observados es la implementación de la inteligencia artificial en la Unidad de Cuidados Intensivos, considerada un entorno hospitalario de alta complejidad dedicado al manejo de pacientes con condiciones que amenazan la vida y que requieren un



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo (CC-BY-NC-SA).

Sociedad Ecuatoriana de Investigación Científica. E-mail: revistabiosana@gmail.com



monitoreo continuo y personal especializado (González-Nóvoa et al., 2021; N. Hong et al., 2022; Shate et al., 2026; van de Sande et al., 2021)

La UCI se define como “unidades hospitalarias que proporcionan atención intensiva y continua a pacientes en estado grave” (Organización Panamericana de la Salud, 2020). Por ende, este entorno clínico se caracteriza por su alta complejidad, ya que requiere la toma de decisiones rápidas y precisas para brindar a los pacientes la oportunidad de sobrevivir con las mínimas secuelas (Adams et al., 2022; Lee et al., 2023; Maeng et al., 2024; Saqib et al., 2023)

A nivel mundial, la mortalidad en estas unidades varía significativamente; mientras que en Norteamérica se sitúa en torno al 9,3%, en Europa alcanza el 18,7% y en regiones como el África subsahariana puede oscilar entre el 30% y el 50% debido a la escasez de recursos y equipamiento (Shate et al., 2026). La relevancia de optimizar el cuidado en estos entornos es incuestionable, dado que sólo en Estados Unidos más de un millón de pacientes reciben ventilación mecánica anualmente, lo que representa hasta el 41% de las camas de UCI (Li, et al., 2024).

En este contexto, el cuidado enfermero enfrenta retos críticos derivados de la enorme cantidad de datos generados por el monitoreo constante, que resultan difíciles de analizar manualmente de manera oportuna (Salameh et al., 2024; Saqib et al., 2023). La enfermería intensiva debe gestionar decisiones complejas sobre el manejo del dolor que afecta hasta el 70% de los pacientes y es a menudo mal detectado en personas no comunicativas, el riesgo nutricional y la prevención de complicaciones como la debilidad adquirida en la UCI. El problema planteado radica en la subjetividad de las evaluaciones tradicionales y la sobrecarga de trabajo, ya que se estima que el personal de enfermería dedica entre el 20% y 35% de su tiempo a la documentación, restando presencia directa al pie de la cama (Bian et al., 2026; Guven et al., 2026).

La Inteligencia Artificial (IA) surge como una respuesta transformadora a esta problemática definida como un sistema capaz de percibir su entorno y tomar acciones para lograr objetivos específicos (Alrashedi et al., 2026; Suresh et al., 2024). En este sentido, se conceptualiza la IA como “teoría y desarrollo de sistemas informáticos que realizan tareas que normalmente requieren inteligencia humana. Dichas tareas pueden incluir reconocimiento de voz, aprendizaje, percepción visual, cálculo matemático, razonamiento, resolución de problemas, toma de decisiones y traducción de idiomas” (The National Library of Medicine, 1986).

Asimismo, la IA abarca el Machine Learning (ML), que permite a los algoritmos aprender patrones de datos de forma autónoma, y el Deep Learning (DL), que utiliza redes neuronales profundas para tareas de alta complejidad (Abuzaid et al., 2022). Los conceptos actuales como la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) son fundamentales en el ámbito crítico, pues permiten superar el efecto de “caja negra” de los modelos tradicionales, identificando qué factores específicos (como la frecuencia respiratoria o los niveles de creatinina) influyen en una predicción, aumentando así la confianza de los profesionales de la salud (Fan et al., 2023; González-Nóvoa et al., 2021; Jung et al., 2026; Koozi et al., 2025; Li, et al., 2024).

Esta revisión sistemática tiene como objetivo analizar la implementación de herramientas de inteligencia artificial en Unidades de Cuidados Intensivos, evaluando cómo estos modelos contribuyen a la detección temprana del deterioro del paciente y a la personalización de las intervenciones (Aldhoayan & Aljubran, 2023; Alruwaili et al., 2025; Benfatah et al., 2025; Thiele et al., 2025; Yang et al., 2023). El cumplimiento de este objetivo permitirá determinar el alcance de la IA en la predicción de eventos críticos como la mortalidad





hospitalaria, la sepsis neonatal, el fallo renal agudo y el éxito en el destete de la ventilación mecánica, proporcionando una base de evidencia sólida para la práctica clínica basada en datos (Alanazi et al., 2023; Buonsenso et al., 2026; Luo et al., 2022; Taparugssanagorn et al., 2026; Zheng et al., 2026).

Para dar respuesta a los desafíos mencionados, la presente revisión integra hallazgos de diversas regiones y contextos clínicos, subrayando que la IA no debe verse como un reemplazo del juicio clínico, sino como un "compañero computacional" (Alruwaili et al., 2025). El éxito de su integración depende de una infraestructura robusta, políticas institucionales claras y un enfoque centrado en el ser humano que garantice la autonomía profesional y la seguridad del paciente. En última instancia, esta investigación busca consolidar el conocimiento actual para facilitar una transición ética y eficiente hacia una enfermería intensiva potenciada por la tecnología (Alrashedi et al., 2026; Bodur et al., 2025; Rony et al., 2024; Sommer et al., 2024; Yildirim et al., 2026).

Sin embargo, el principal desafío para su adecuada integración es fortalecer la confianza del personal de salud en el uso responsable de las IA como herramienta complementaria y no sustitutiva del juicio clínico. Con base en lo descrito anteriormente, surge la siguiente pregunta de investigación: ¿Cuál es la importancia de la implementación de herramientas de inteligencia artificial en unidades de cuidados intensivos?

Materiales y métodos

La presente investigación corresponde a una revisión sistemática con el propósito de analizar la información científica disponible sobre la implementación de herramientas de inteligencia artificial en las Unidades de Cuidados Intensivos para el cuidado enfermero. Para el proceso metodológico se emplearon las recomendaciones del PRISMA 2020 (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis*), con el objetivo de garantizar la calidad y transparencia de los diferentes estudios seleccionados. (Figura 1)



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo (CC-BY-NC-SA).

Sociedad Ecuatoriana de Investigación Científica. E-mail: revistabiosana@gmail.com

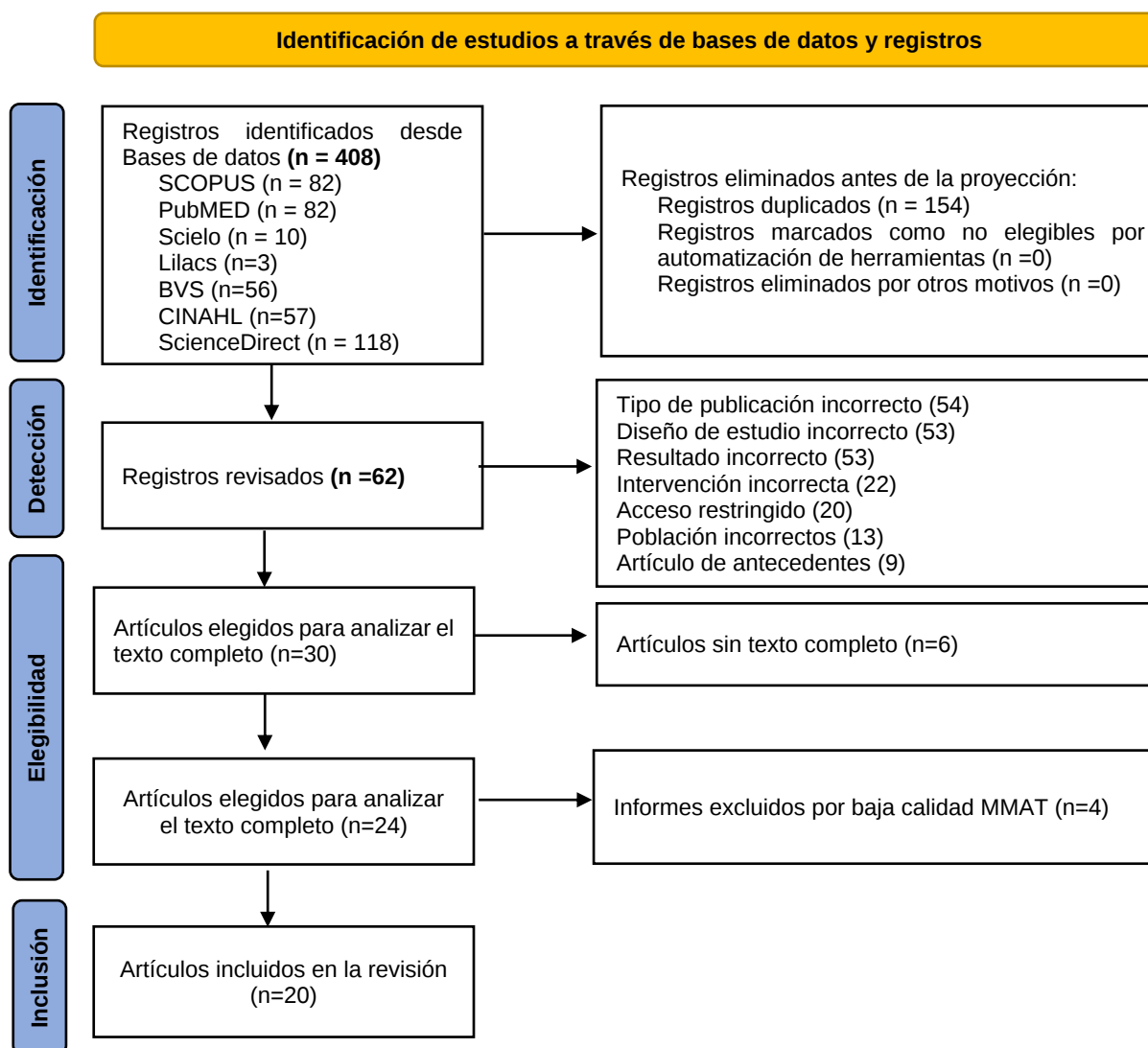


Figura 1. Flujo PRISMA

Nota: La figura muestra el flujo de selección de artículos basado en la metodología PRISMA. Se inició con 408 y, tras el proceso de inclusión y exclusión de calidad MMAT, se obtuvieron 20 artículos para el estudio.

Estrategia de búsqueda

Para obtener la información, se inició con la identificación de los Descriptores en Ciencias de la Salud (DesCS) y de los *Medical Subject Headings* (Mesh). De igual forma se emplearon estrategias de búsqueda mediante la aplicación de conectores booleanos AND. Posteriormente, adaptándolas a cada fuente de datos consultada (SCOPUS, PubMed, SciELO, Lilacs, BVS, CINAHL y ScienceDirect), por lo cual se construyeron técnicas de búsqueda que fueron adaptadas para la obtención de la información.



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo (CC-BY-NC-SA).

Sociedad Ecuatoriana de Investigación Científica. E-mail: revistabiosana@gmail.com


Tabla 1. Descriptores DECS y MESH utilizados en la estrategia de búsqueda

DECS		MESH	
Nº	Estrategia	Nº	Estrategia
1	Unidad de Cuidados Intensivos AND Inteligencia Artificial	1	Intensive Care Units AND Artificial Intelligence
2	Pacientes Críticos AND Inteligencia Artificial	2	Critical Patients AND Artificial Intelligence
3	Inteligencia Artificial AND Enfermería Crítica	3	Artificial Intelligence AND Nursing Care

Nota: Esta tabla indica la estrategia de búsqueda utilizada en las bases de datos aplicando descriptores en español (DeCS) y en inglés (MeSH) combinados con operadores booleanos.

Pregunta PICO

Para responder a la pregunta PICO se empleó la siguiente formulación, estableciendo; (P) pacientes críticos ingresados en la Unidad de Cuidados Intensivos; (I) implementación de herramientas de Inteligencia Artificial como apoyo a la toma de decisiones clínicas; (C) atención clínica convencional sin apoyo de IA; (O) mejora de la estabilidad hemodinámica y disminución de eventos adversos. Por lo cual surge la siguiente pregunta: ¿Qué impacto tiene la inteligencia artificial como herramienta de apoyo en la toma de decisiones clínicas sobre la estabilidad hemodinámica y la prevención de eventos adversos en pacientes hospitalizados en la Unidad de Cuidados Intensivos?

Criterios de inclusión

Para asegurar la calidad y relevancia de los estudios analizados, se estableció como criterio de inclusión el acceso a artículos originales de estudios cualitativos, cuantitativos y estudios mixtos con textos en idiomas español, inglés y portugués, cuyas publicaciones fueron entre los años 2021 a 2026 relacionados con temas de Unidad de Cuidados Intensivos Adultos, Unidad de Cuidados Intensivos Pediátricos, Unidad de Cuidados Intensivos Neonatales, Prevención de complicaciones hospitalarias, Inteligencia Artificial, Aprendizaje profundo y Educación en Salud y documentos a texto completo de las bases de datos señaladas anteriormente.

Criterios de exclusión

Por otra parte, se definieron como criterios de exclusión documentos provenientes de repositorios institucionales, revisiones sistemáticas, tesis, artículos de pago o de acceso restringido, protocolos de investigación, resúmenes de congresos, documentos con acceso restringido o sin disponibilidad de texto completo, artículos duplicados, estudios con información metodológica insuficiente o incompleta, publicaciones fuera del período comprendido entre 2021 y 2026.

Extracción y análisis de datos

Para corroborar la calidad de los artículos seleccionados, se emplearon herramientas de revisión sistemática con el propósito de garantizar la revisión metodológica. De manera inicial, los documentos recuperados de las diferentes fuentes de datos fueron importados en la plataforma Rayyan con el propósito de identificar y eliminar artículos duplicados, al igual que facilitar el cribado mediante la revisión de títulos y resúmenes



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo (CC-BY-NC-SA).

Sociedad Ecuatoriana de Investigación Científica. E-mail: revistabiosana@gmail.com



(Jarina & Sithira, 2025). Adicionalmente, para el proceso de selección de los artículos se utilizó el diagrama de flujo PRISMA 2020, el cual permitió la identificación, cribado, evaluación e inclusión de los estudios elegidos en la revisión sistemática (Page et al., 2021).

De igual manera, para la valoración metodológica y el nivel de calidad de los estudios seleccionados, se empleó el Johns Hopkins EBP Model and Tools, que facilitó la clasificación de la evidencia científica de acuerdo a las diferentes metodologías empleadas (Bissett et al., 2025). Asimismo, se empleó la herramienta Mixed Methods Appraisal Tool (MMAT) para la evaluación de la calidad metodológica (Q. Hong et al., 2018).

Resultados y discusión

La distribución geográfica de los 20 estudios muestra representatividad del Medio Oriente, que concentra el 40% de la producción científica (8 estudios), destacando Arabia Saudita con 4 investigaciones (20%) y Palestina con 2 (10%) (Abuzaid et al., 2022; Alrashedi et al., 2026; Buonsenso et al., 2026; Issa et al., 2024). Otros países con presencia significativa incluyen Taiwán (10%, n=2), Turquía (10%, n=2) y Egipto (10%, n=2) (C.-H. Chen et al., 2025; Guven et al., 2026; Hassan & El-Ashry, 2024; Yildirim et al., 2026). El 30% restante se distribuye individualmente en España, Bélgica, Estados Unidos, China, Etiopía, Marruecos, Corea del Sur y una cohorte multicéntrica en América Latina, lo que refleja un interés global creciente por la integración de la IA en cuidados críticos con diversos niveles de recursos (Benfatah et al., 2025; D'Hondt et al., 2022; González-Nóvoa et al., 2021; Li, et al., 2024; Shate et al., 2026; Yang et al., 2022; Zhang et al., 2025).

En cuanto a los tipos de IA empleados, predominan las técnicas de aprendizaje automático (Machine Learning) y aprendizaje profundo (Deep Learning). Las herramientas más utilizadas para el desarrollo de modelos predictivos son los algoritmos de aumentación, específicamente XGBoost, CatBoost y LightGBM, valorados por su alta precisión en la predicción de mortalidad y riesgos clínicos (González-Nóvoa et al., 2021; Zhang et al., 2025). Asimismo, se destaca el uso de IA explicable mediante valores SHAP para permitir que el personal de enfermería comprenda las variables que activan las alertas (Benfatah et al., 2025; González-Nóvoa et al., 2021; Issa et al., 2024). En el ámbito de la valoración del dolor, predominan los modelos de redes neuronales convolucionales como DenseNet-169 para el análisis de expresiones faciales (Benfatah et al., 2025).

Con respecto al diseño metodológico, la revisión revela una prevalencia de estudios cuantitativos, que representan el 65% de la muestra (n=13). Dentro de este grupo, el 40% corresponde a estudios cuantitativos transversales basados en encuestas sobre percepciones y conocimientos, mientras que el 25% son investigaciones de desarrollo y validación de modelos predictivos retrospectivos (Abuzaid et al., 2022; Alrashedi et al., 2026; Ayed et al., 2025; C.-H. Chen et al., 2025; Issa et al., 2024; Li, et al., 2024; Yang et al., 2022). Los estudios de diseño cualitativo constituyen el 20% (n=4), enfocados principalmente en la fenomenología de la experiencia enfermera y la transformación profesional (Alruwaili et al., 2025; Hassan & El-Ashry, 2024; Racine et al., 2024; Yildirim et al., 2026). De igual forma, los diseños de metodología mixta representan el 10% (n=2), integrando la simulación experimental con entrevistas cualitativas, y el 5% (n=1) restante corresponde a un estudio observacional retrospectivo de revisión de historias clínicas (Benfatah et al., 2025; D'Hondt et al., 2022; Shate et al., 2026).





Al identificar las herramientas de IA y su uso en las UCI, los resultados indican que se emplean principalmente para la predicción de mortalidad del paciente crítico, detección temprana de sepsis, diagnóstico de lesión renal aguda (AKI) y evaluación del riesgo nutricional (C.-H. Chen et al., 2025; González-Nóvoa et al., 2021; Issa et al., 2024; Li, et al., 2024; Pan et al., 2026; Racine et al., 2024). En enfermería neonatal, la IA se utiliza para el monitoreo objetivo del dolor infantil mediante visión artificial y la optimización del triaje en emergencias masivas (Benfatah et al., 2025; Guven et al., 2026; Racine et al., 2024; Zhang et al., 2025).

Entre las ventajas de la IA, se destacan la mejora en la precisión diagnóstica, con valores de AUROC superiores a 0.90, y la reducción del tiempo de respuesta clínica, que en simulaciones bajó de 21.4 a 13 segundos (C.-H. Chen et al., 2025; Guven et al., 2026; Yang et al., 2022; Yildirim et al., 2026). Entre las desventajas y barreras, los estudios señalan el riesgo de sesgo algorítmico, que dificulta la confianza, la posible pérdida de autonomía profesional y preocupaciones éticas sobre la seguridad de los datos y la deshumanización del cuidado (Ayed et al., 2025; Benfatah et al., 2025; D'Hondt et al., 2022; Hassan & El-Ashry, 2024; Yildirim et al., 2026).

El impacto del uso de la IA se traduce en una transformación de la práctica enfermera, donde el profesional evoluciona de un ejecutor de tareas a estratega clínico que valida las recomendaciones de la IA (Alruwaili et al., 2025). Además, la formación mediante simulación ha demostrado un impacto positivo crítico, elevando la confianza de las enfermeras del 35,9% al 81,3% tras la capacitación práctica (Benfatah et al., 2025). Como otros hallazgos relevantes, se identifica una brecha de conocimiento significativa: el 66,4% de las enfermeras reporta niveles bajos de formación en IA, y la mayoría de las profesionales de la salud que ejercen la profesión han adquirido sus conocimientos de forma autodidacta a través de medios o redes sociales (Abuzaid et al., 2022; D'Hondt et al., 2022; Yildirim et al., 2026). Asimismo, demuestran que existe un consenso casi unánime (97%) en que la implementación exitosa no es solo un reto técnico, sino que depende de una infraestructura robusta y de la validación humana final, reafirmando que la tecnología debe complementar y no reemplazar el juicio clínico enfermero (Alruwaili et al., 2025; Guven et al., 2026; Yildirim et al., 2026).

Discusión

Inteligencia artificial y su uso en el área de cuidados intensivos

La implementación de herramientas de IA en las unidades de cuidados intensivos ha evolucionado desde modelos predictivos convencionales hacia sistemas de apoyo a las decisiones clínicas mediante el análisis continuo de datos. En este contexto, González-Nóvoa et al. (2021) demostraron que la incorporación de aprendizaje automático, apoyada en valores SHAP, permitió optimizar los sistemas de alarmas y mejorar la identificación temprana de pacientes con riesgo de deterioro, lo cual coincide con Yang et al. (2022), quienes obtuvieron un mejor desempeño del algoritmo Random Forest frente al sistema APACHE II para predecir la mortalidad. Similarmente, Li et al. (2024) reportaron que ChatBoost alcanzó un elevado rendimiento para estimar la mortalidad hospitalaria en pacientes con ventilación mecánica, mientras que Zhang et al. (2025) identificaron a XGBoost como el algoritmo más eficiente para predecir la debilidad adquirida en UCI. En síntesis, estas herramientas basadas en aprendizaje automático poseen una elevada capacidad para transformar datos rutinarios en información clínicamente útil.

Aunque la mayoría de las investigaciones se centraron en modelos predictivos de mortalidad, la evidencia demuestra que las aplicaciones de la IA se han diversificado hacia otras necesidades del cuidado crítico.





Algunos estudios de C.-Y. Chen et al. (2025) y Cheungpasitporn et al. (2024) desarrollaron modelos para el diagnóstico precoz de lesión renal aguda sin valores previos de creatinina, ampliando las posibilidades diagnósticas en escenarios con información limitada. Otros autores C.-H. Chen et al. (2025) incorporan algoritmos para evaluar el riesgo nutricional en pacientes críticos, lo que evidencia que la IA puede apoyar procesos dependientes del juicio clínico.

Esta tendencia también se observa en Guven et al. (2026), quienes emplearon redes neuronales convolucionales DenseNet-169 para evaluar la intensidad del dolor en pacientes incapaces de comunicarse, con precisión superior a la valoración convencional. Asimismo, la cohorte multicéntrica latinoamericana analizada por Buonsenso et al. (2026) amplió el campo de aplicación de IA hacia la predicción de desenlaces graves en pacientes pediátricos, demostrando que estas herramientas no se limitan a la población adulta. En conjunto, estos estudios evidencian que la IA ya no constituye una tecnología orientada únicamente a predecir mortalidad, sino una plataforma que apoya múltiples dimensiones del cuidado enfermero en las UCI.

No obstante, la implementación exitosa de estas herramientas no depende exclusivamente del rendimiento de los algoritmos, sino de factores humanos y educativos que condicionan su integración en la práctica clínica. Varios investigadores D'Hondt et al. (2022) identificaron que la calidad de los datos y la escasa capacidad de generalización representan las principales barreras técnicas para trasladar los modelos al entorno asistencial; asimismo, Abuzaid et al. (2022) e Issa et al. (2024) señalaron deficiencias en el conocimiento sobre IA entre profesionales y estudiantes de la salud, limitando su adopción. Consistentemente, Alrashedi et al. (2026) evidenciaron que la experiencia previa mejora la actitud hacia estas tecnologías, mientras que Ayed et al. (2025) y Batran et al. (2025) observaron que la falta de familiaridad incrementa las preocupaciones con su uso.

Asimismo, los estudios cualitativos desarrollados por Alruwaili et al. (2025), Hassan & El-Ashry (2024), Racine et al. (2024) y Yildirim et al. (2026) coinciden en que la aceptación de la IA depende de mantener la autonomía profesional, garantizar la transparencia de los algoritmos y preservar el componente humano. En consecuencia, la implementación de la IA en unidades de cuidados intensivos debe entenderse como un proceso sociotécnico, en el que el éxito no está determinado únicamente por la capacidad predictiva de los algoritmos, sino también por la formación de enfermería, el liderazgo institucional y la integración ética de estas herramientas.

Ventajas y desventajas del uso de la IA en cuidados intensivos

Las principales ventajas de la IA en cuidados intensivos radican en su capacidad para incrementar la precisión diagnóstica y anticipar el deterioro clínico mediante el análisis simultáneo de variables fisiológicas. Estudios previos de Yang et al. (2022) demostraron que un modelo basado en Random Forest superó el rendimiento del sistema APACHE II en la predicción de mortalidad, mientras que otra investigación identificó que ChartBoost presentó un desempeño superior frente a otros algoritmos tradicionales en pacientes con ventilación mecánica Li et al. (2024). De manera similar, la incorporación de aprendizaje automático explicable permitió optimizar los sistemas de alarmas clínicas al reducir alertas irrelevantes y mejorar la interpretación de los factores de riesgo (González-Nóvoa et al., 2021). Estos hallazgos son consistentes con C.-Y. Chen et al. (2025) y Zhang et al. (2025), quienes demostraron que la IA facilita la identificación precoz de complicaciones como la lesión renal aguda y la debilidad adquirida en UCI. Conjuntamente, la evidencia sugiere que estas herramientas no





solo incrementan la exactitud diagnóstica, sino que fortalecen la capacidad del profesional para priorizar pacientes, planificar intervenciones y disminuir el riesgo de eventos adversos.

Otra ventaja documentada corresponde a la optimización del trabajo enfermero mediante la automatización parcial de actividades repetitivas y el apoyo en la toma de decisiones. La simulación clínica apoyada en IA incrementó la confianza de las enfermeras y redujo los tiempos de respuesta frente a situaciones críticas (Benfatah et al., 2025). Asimismo, Alruwaili et al. (2025) describieron que la IA generativa favorece el razonamiento clínico siempre que exista supervisión profesional. Por otra parte, la evaluación automatizada del dolor mediante visión artificial alcanzó niveles de precisión superiores a la valoración convencional Guven et al. (2026) y los modelos explicables han demostrado optimizar la evaluación del riesgo nutricional en pacientes críticos (C.-H. Chen et al., 2025). Desde una perspectiva organizacional, estas tecnologías permiten redistribuir el tiempo asistencial hacia el cuidado directo Hassan & El-Ashry (2024), lo que refuerza la necesidad de integrar competencias digitales para aprovechar plenamente sus beneficios (Abuzaid et al., 2022).

A pesar de estos beneficios, los estudios coinciden en que la implementación de la IA continúa enfrentando barreras técnicas, éticas y organizacionales que limitan su incorporación en las UCI. La calidad insuficiente de los datos, la escasa capacidad hospitalaria y la denominada "deriva" de los algoritmos constituyen obstáculos importantes para mantener un rendimiento estable en escenarios clínicos reales (D'Hondt et al., 2022). Asimismo, la falta de experiencia con estas tecnologías incrementa la preocupación de las enfermeras sobre posibles errores diagnósticos y pérdida de autonomía profesional (Ayed et al., 2025; Batran et al., 2025).

En este contexto, Racine et al. (2024) y Yildirim et al. (2026) subrayan la importancia de salvaguardar la relación terapéutica para evitar la deshumanización del cuidado. Por su parte, Alrashedi et al. (2026) e Issa et al. (2024) coinciden en que las limitaciones formativas siguen siendo una de las principales barreras para la aceptación de la IA, mientras que Shate et al. (2026) enfatiza que la efectividad de cualquier herramienta tecnológica dependerá siempre de la disponibilidad de infraestructura, recursos humanos y condiciones asistenciales adecuadas. Demostrando que, el potencial de la IA sólo se alcanzará mediante estrategias de capacitación ética y liderazgo enfermero.

Impacto del uso de inteligencia artificial en cuidados intensivos

El impacto de la IA en cuidados intensivos trasciende la simple automatización de procesos, ya que modifica la forma en que el profesional de enfermería analiza la información clínica, prioriza intervenciones y participa en la toma de decisiones interdisciplinarias. Los modelos predictivos basados en aprendizaje automático permiten identificar a los pacientes con mayor riesgo de mortalidad, favoreciendo una respuesta inmediata (Yang et al., 2022). Resultados semejantes fueron reportados por González-Nóvoa et al. (2021) y Li, et al. (2024), quienes evidenciaron que la incorporación de algoritmos predictivos mejora la estratificación del riesgo y optimiza los sistemas de alarma.

Desde una perspectiva integradora, C.-Y. Chen et al. (2025) y Zhang et al. (2025) destacan el impacto de la IA en la detección de complicaciones específicas, como la lesión renal aguda y la debilidad adquirida en la UCI. Asimismo, Buonsenso et al. (2026) confirman la utilidad de estas herramientas para anticipar desenlaces graves en pacientes pediátricos críticos. Por ende, estos hallazgos sugieren que la IA fortalece la labor de enfermería al aportar datos objetivos y continuos.





En enfermería, la IA potencia la capacidad analítica sin sustituir al profesional. Al respecto, Benfatah et al. (2025) evidenciaron que la formación mediante simulación apoyada por IA incrementó significativamente la confianza y la capacidad de respuesta de las enfermeras frente a situaciones críticas, resultado que coincide con lo descrito por Alruwaili et al. (2025), quienes señalan que la IA generativa constituye un apoyo para el juicio clínico siempre que exista validación humana. No obstante, Abuzaid et al. (2022) e Issa et al. (2024) identificaron deficiencias importantes en la alfabetización digital de estudiantes y profesionales sanitarios, situación corroborada por Alrashedi et al. (2026), quienes observaron que la experiencia previa mejora la aceptación de estas herramientas. Por ello, el éxito de la IA depende de la capacitación continua, lo que posiciona al enfermero como un gestor estratégico que integra algoritmos con su juicio clínico.

La evidencia también revela desafíos que condicionan el impacto real de estas tecnologías en la práctica asistencial. En concordancia, D'Hondt et al. (2022) señalaron que la disminución del rendimiento de los algoritmos al cambiar de contexto clínico constituye una limitación importante para su implementación generalizada, mientras que Hassan & El-Ashry (2024) y Yildirim et al. (2026) advirtieron que la incorporación de IA exige mantener la autonomía profesional, la ética y la transparencia en la toma de decisiones.

Asimismo, Racine et al. (2024) subrayan la importancia de proteger el componente humano del cuidado, sobre todo en neonatología, para que la automatización no desplace la interacción terapéutica con los pacientes. Por su parte, Guven et al. (2026) demostraron que, aunque los algoritmos pueden alcanzar niveles de precisión superiores a la valoración humana en determinadas tareas, estos deben entenderse como herramientas complementarias y no como sustitutos del criterio clínico.

Finalmente, los hallazgos de Ayed et al. (2025); Batran et al. (2025) y Shate et al., (2026) ponen de manifiesto que persisten vacíos relacionados con la disponibilidad de infraestructura, la formación especializada y la validación de los modelos, lo que limita su generalización a diferentes sistemas sanitarios. El impacto de la IA será verdaderamente significativo únicamente cuando la innovación tecnológica avance de manera paralela al fortalecimiento de la formación profesional, la investigación clínica y el liderazgo de enfermería, garantizando que estas herramientas contribuyan a mejorar la seguridad del paciente sin desplazar el valor del juicio clínico y del cuidado humanizado.

Conclusiones

La inclusión de la inteligencia artificial en la Unidad de Cuidados Intensivos ha sido un aporte que multiplica las capacidades del personal de salud sin desplazar el pensamiento crítico, basándose en técnicas de aprendizaje automático para la predicción de mortalidad, detección de complicaciones, valoración del dolor, evaluación del riesgo nutricional y apoyo a la toma de decisiones clínicas. Al delegar el procesamiento de grandes cantidades de datos en sistemas como Machine Learning, se minimiza el riesgo de errores, permitiendo que el personal de enfermería se centre en el cuidado directo del paciente, manteniendo una atención de calidad. Esto demuestra que la implementación de sistemas automatizados ha optimizado procesos asistenciales, ayudando de manera directa en determinados procedimientos y conservando el pensamiento crítico profesional.

Tecnologías basadas en IA, como Machine Learning, Deep Learning, XGBoost, CatBoost y LightGBM, representan un avance de gran importancia en la UCI al permitir un monitoreo eficiente mediante el análisis





de grandes volúmenes de información. Estas tecnologías ofrecen ventajas en la precisión diagnóstica, detección del deterioro clínico, la reducción de tiempos de respuesta y el apoyo en la toma de decisiones. Sin embargo, su implementación también enfrenta barreras relacionadas con la capacitación del personal, la verificación de algoritmos, la autonomía profesional y la infraestructura adecuada. Por ello, para aprovechar su potencial requiere promover el desarrollo adecuado, junto con la capacitación continua del personal y la validación ética.

En definitiva, la inteligencia artificial en entornos de alta complejidad no sustituye al personal de salud, sino que representa una evolución del rol asistencial, respaldada por la evidencia científica de su implementación. Al contar con sistemas de procesamiento de datos y algoritmos de predicción de complicaciones, el personal de enfermería dispone de mayor margen para fortalecer el pensamiento crítico, lo que refuerza la toma de decisiones ante situaciones complejas, en las que la IA actúa como soporte estratégico de respuesta inmediata, consolidándose como una colaboradora fundamental en una atención más segura, personalizada y oportuna para el paciente crítico.

Referencias

- Abuzaid, M. M., Elshami, Wiam, & Fadden, Sonya. (2022). Integration of artificial intelligence into nursing practice. *Health and Technology*. <https://doi.org/10.1007/s12553-022-00697-0>
- Adams, R., Henry, K. E., Sridharan, A., Soleimani, H., Zhan, A., Rawat, N., Johnson, L., Hager, D. N., Cosgrove, S. E., Markowski, A., Klein, E. Y., Chen, E. S., Saheed, M. O., Henley, M., Miranda, S., Houston, K., Linton, R. C., Ahluwalia, A. R., Wu, A. W., & Saria, S. (2022). Prospective, multi-site study of patient outcomes after implementation of the TREWS machine learning-based early warning system for sepsis. *Nature Medicine*, 28(7), 1455-1460. <https://doi.org/10.1038/s41591-022-01894-0>
- Alanazi, A., Aldakhil, L., Aldhoayan, M., & Aldosari, B. (2023). Machine Learning for Early Prediction of Sepsis in Intensive Care Unit (ICU) Patients. *Medicina*, 59(7), 1276. <https://doi.org/10.3390/medicina59071276>
- Aldhoayan, M. D., & Aljubran, Y. (2023). Prediction of ICU Patients' Deterioration Using Machine Learning Techniques. *Cureus*, 15(5), e38659. <https://doi.org/10.7759/cureus.38659>
- Alrashedi, H., Alderaan, S. M., Alnomasy, N., Lamine, H., Saleh, K. A., & Alkubati, S. A. (2026). Insights Into Factors Affecting Nurses' Knowledge of and Attitudes Toward AI and Implications for Successful AI Integration in Critical Care: Cross-Sectional Study. *JMIR Nursing*, 9, e85649. <https://doi.org/10.2196/85649>
- Alruwaili, A. N., Alshammari, A. M., Alhaiti, A., Elsharkawy, N. B., Ali, S. I., & Ramadan, O. M. E. (2025). Neonatal nurses' experiences with generative AI in clinical decision-making: A qualitative exploration in high-risk NICUs. *BMC Nursing*. <https://doi.org/10.1186/s12912-025-03044-6>
- Ayed, A., Batran, A., Aqtam, I., & Malak, M. (2025). Perceived worries in the adoption of artificial intelligence among nurses in neonatal intensive care units. *BMC Nursing*. <https://doi.org/10.1186/s12912-025-03318-z>





- Batran, A., Ayed, A., Aqtam, I., AL-AMER, R., Othman, E. H., Abu Ejheisheh, M., Al daamsa, H. N., Alkhatib, S., & Farajallah, M. (2025). Insights Into Perceived Worries Regarding the Adoption of Artificial Intelligence Among Intensive Care Unit Nurses in the West Bank. *SAGE Open Nursing*, 11, 1-10. <https://doi.org/10.1177/23779608251376177>
- Benfatah, M., Elazizi, I., Belhaj, H., & Lamiri, A. (2025). Enhancing nursing practice through simulation: Addressing barriers and advancing the integration of artificial intelligence in healthcare. *Journal of Nursing Regulation*. <https://doi.org/10.1016/j.jnr.2025.08.004>
- Bian, X., Luan, S., Wu, H., Zhang, D., Gao, P., & Chen, X. (2026). Development of ICU nurses' compassion fatigue classification model: An explainable machine learning algorithm. *BMC Nursing*, 25, 448. <https://doi.org/10.1186/s12912-026-04611-1>
- Bissett, K., Ascenzi, J., & Whalen, M. (2025). Práctica basada en la evidencia | Instituto de Enfermería Johns Hopkins. <https://www.hopkinsmedicine.org/evidence-based-practice/model-tools>
- Bodur, G., Cakir, H., Turan, S., Seren, A. K. H., & Goktas, P. (2025). Artificial intelligence in nursing practice: A qualitative study of nurses' perspectives on opportunities, challenges, and ethical implications. *BMC Nursing*, 24, 1263. <https://doi.org/10.1186/s12912-025-03775-6>
- Buonsenso, D., Mastrantoni, L., Ulloa-Gutierrez, R., García-Silva, J., Ivankovich-Escoto, G., Yamazaki-Nakashimada, M. A., Faugier-Fuentes, E., del Águila, O., Camacho-Moreno, G., Estripeaut, D., Gutiérrez-Tobar, I. F., & Tremoulet, A. H. (2026). Development and Validation of Multivariable Machine-Learning Models for the Prediction of Multisystemic Inflammatory Syndrome Outcomes in Latin American Children. *Acta Paediatrica*, 115, 133-145. <https://doi.org/10.1111/apa.70290>
- Chen, C.-H., Pai, K.-C., Hsieh, H.-M., Chan, Y.-J., Hsu, H.-L., & Wang, C.-Y. (2025). Artificial intelligence assisted nutritional risk evaluation model for critically ill patients: Integration of explainable machine learning in intensive care nutrition. *Asia Pacific Journal of Clinical Nutrition*, 34(3), 343-352. [https://doi.org/10.6133/apjcn.202506_34\(3\).0009](https://doi.org/10.6133/apjcn.202506_34(3).0009)
- Chen, C.-Y., Chang, T.-I., Chen, C.-H., Hsu, S.-C., Chu, Y.-L., Huang, N.-J., Sue, Y.-M., Chen, T.-H., Lin, F.-Y., Shih, C.-M., Huang, P.-H., Hsieh, H.-L., & Liu, C.-T. (2025). Machine Learning Models for Point-of-Care Diagnostics of Acute Kidney Injury. *Diagnostics*, 15, 2801. <https://doi.org/10.3390/diagnostics15212801>
- Cheungpasitporn, W., Thongprayoon, C., & Kashani, K. B. (2024). Artificial intelligence and machine learning's role in sepsis-associated acute kidney injury. *Kidney Research and Clinical Practice*, 43(4), 417-432. <https://doi.org/10.23876/j.krcp.23.298>
- D'Hondt, E., Asbhy, T., Chakroun, I., Koninckx, T., & Wuyts, R. (2022). Identifying and evaluating barriers for the implementation of machine learning in the intensive care unit. *Communications Medicine*. <https://doi.org/10.1038/s43856-022-00225-1>
- Fan, Z., Jiang, J., Xiao, C., Chen, Y., Xia, Q., Wang, J., Fang, M., Wu, Z., & Chen, F. (2023). Construction and validation of prognostic models in critically ill patients with sepsis-associated acute kidney





- injury: Interpretable machine learning approach. *Journal of Translational Medicine*, 21, 406. <https://doi.org/10.1186/s12967-023-04205-4>
- González-Nóvoa, J. A., Busto, L., Rodríguez-Andina, J. J., Fariña, J., Segura, M., & Gómez, V. (2021). Using Explainable Machine Learning to Improve Intensive Care Unit Alarm Systems. *Sensors*. <https://doi.org/10.3390/s21217125>
- Güven, Aslan, F., & Canayaz, M. (2026). Assessment of Pain Intensity Using Deep Learning Models in Non-Communicative Intensive Care Patients. *Nursing in Critical Care*. <https://doi.org/10.1111/nicc.70478>
- Hassan, E. A., & El-Ashry, A. (2024). Leading with AI in critical care nursing: Challenges, opportunities, and the human factor. *BMC Nursing*. <https://doi.org/10.1186/s12912-024-02363-4>
- Hong, N., Liu, C., Gao, J., Han, L., Chang, F., Gong, M., & Su, L. (2022). State of the Art of Machine Learning–Enabled Clinical Decision Support in Intensive Care Units: Literature Review. *JMIR Medical Informatics*, 10(3), e28781. <https://doi.org/10.2196/28781>
- Hong, Q., Fàbregues, S., & Pluye, P. (2018). La herramienta de evaluación de métodos mixtos (MMAT) versión 2018 para investigadores y profesionales de la información: Quan Nha Hong, Sergi Fàbregues, Gillian Bartlett, Felicity Boardman, Margaret Cargo, Pierre Dagenais, Marie-Pierre Gagnon, Frances Griffiths, Belinda Nicolau, Alicia O’Cathain, Marie-Claude Rousseau, Isabelle Vedel, Pierre Pluye, 2018. <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.3233/EFI-180221>
- Issa, W., Shorbagi, A., Al-Sharman, A., Rababa, M., Al-Majeed, K., Radwan, H., Ahmed, F. R., Al-Yateem, N., Mottershead, R., Abdelrahim, D. N., Hijazi, H., Khasawneh, W., Ali, I., Abbas, N., & Fakhry, R. (2024). Shaping the future: Perspectives on the Integration of Artificial Intelligence in health profession education: A multi-country survey. *BMC Medical Education*, 24, 1166. <https://doi.org/10.1186/s12909-024-06076-9>
- Jarina, P., & Sithira, V. (2025). Un nuevo enfoque de revisión sistemática de la literatura utilizando Rayyan y Copilot sobre aplicaciones utilizadas por personas con necesidades especiales | Publicación de la conferencia IEEE | IEEE Xplore. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/11315370>
- Jung, I.-C., Zerlik, M., Schuler, K., Sedlmayr, M., & Sedlmayr, B. (2026). An Explanation User Interface for Artificial Intelligence–Supported Mechanical Ventilation Optimization for Clinicians: User-Centered Design and Formative Usability Study. *JMIR Formative Research*, 10, e77481. <https://doi.org/10.2196/77481>
- Koozi, H., Engström, J., Friberg, H., & Frigyesi, A. (2025). Explainable AI identifies key biomarkers for acute kidney injury prediction in the ICU. *Intensive Care Medicine Experimental*, 13, 106. <https://doi.org/10.1186/s40635-025-00816-x>
- Lee, H., Yang, H.-L., Ryu, H. G., Jung, C.-W., Cho, Y. J., Yoon, S. B., Yoon, H.-K., & Lee, H.-C. (2023). Real-time machine learning model to predict in-hospital cardiac arrest using heart rate variability in ICU. *Npj Digital Medicine*, 6(1), 215. <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00960-2>





- Li, H., Ashrafi, N., Kang, C., Zhao, G., Chen, Y., & Pishgar, M. (2024). A machine learning-based prediction of hospital mortality in mechanically ventilated ICU patients. PLOS ONE. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0309383>
- Luo, X.-Q., Yan, P., Duan, S.-B., Kang, Y.-X., Deng, Y.-H., Liu, Q., Wu, T., & Wu, X. (2022). Development and Validation of Machine Learning Models for Real-Time Mortality Prediction in Critically Ill Patients With Sepsis-Associated Acute Kidney Injury. Frontiers in Medicine, 9, 853102. <https://doi.org/10.3389/fmed.2022.853102>
- Maeng, J.-Y., Sung, J., Kim, G.-H., Kim, J.-W., Yum, K. S., & Park, S. (2024). Machine learning-based diagnostic model for stroke in non-neurological intensive care unit patients with acute neurological manifestations. Scientific Reports, 14(1), 29610. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-80792-6>
- Organización Panamericana de la Salud. (2020). DeCS. Unidad de cuidados intensivos. https://decs.bvsalud.org/es/ths/resource/?id=7530&filter=ths_termall&q=unidad%20de%20cuidados%20intensivos
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., ... Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. PLoS Medicine, 18(3), e1003583. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1003583>
- Pan, G., Wan, W., Yang, G., & Liu, H. (2026). Desarrollo y validación de un modelo de aprendizaje automático interpretable para predecir el riesgo de sepsis en pacientes con derrame pleural—Pan-Journal of Thoracic Disease. <https://jtd.amegroups.org/article/view/118202/pdf>
- Racine, N., Chow, C., Hamwi, L., Bucsea, O., Cheng, C., Du, H., Fabrizi, L., Jasim, S., Johannsson, L., Jones, L., Laudiano-Dray, M. P., Meek, J., Mistry, N., Shah, V., Stedman, I., Wang, X., & Pillai Riddell, R. (2024). Health Care Professionals' and Parents' Perspectives on the Use of AI for Pain Monitoring in the Neonatal Intensive Care Unit: Multisite Qualitative Study. JMIR AI, 3, e51535. <https://doi.org/10.2196/51535>
- Rony, M. K. K., Kayesh, I., Bala, S. D., Akter, F., & Parvin, Mst. R. (2024). Artificial intelligence in future nursing care: Exploring perspectives of nursing professionals - A descriptive qualitative study. Heliyon, 10(4), e25718. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25718>
- Salameh, B., Abdallah, J., Alkubati, S. A., & ALBashtawy, M. (2024). Alarm fatigue and perceived stress among critical care nurses in the intensive care units: Palestinian perspectives. BMC Nursing, 23, 261. <https://doi.org/10.1186/s12912-024-01897-x>
- Saqib, M., Iftikhar, M., Neha, F., Karishma, F., & Mumtaz, H. (2023). Artificial intelligence in critical illness and its impact on patient care: A comprehensive review. Frontiers in Medicine, 10, 1176192. <https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1176192>
- Shate, M. E., Mesfin, R., Genaneh, W., & Lencha, B. (2026). Clinical outcomes and factors associated with mortality among adults admitted to the intensive care unit at Hawassa University Comprehensive





- Specialized Hospital, Ethiopia: Retrospective chart review. *BMC Anesthesiology*, 26, 109. <https://doi.org/10.1186/s12871-025-03603-z>
- Sommer, D., Schmidbauer, L., & Wahl, F. (2024). Nurses' perceptions, experience and knowledge regarding artificial intelligence: Results from a cross-sectional online survey in Germany. *BMC Nursing*, 23, 205. <https://doi.org/10.1186/s12912-024-01884-2>
- Suresh, V., Singh, K. K., Vaish, E., Gurjar, M., Ambuli Nambi, A., Khulbe, Y., & Muzaffar, S. (2024). Artificial Intelligence in the Intensive Care Unit: Current Evidence on an Inevitable Future Tool. *Cureus*, 16(5), e59797. <https://doi.org/10.7759/cureus.59797>
- Taparugssanagorn, A., Särestöniemi, M., Hämäläinen, M., & Iinatti, J. (2026). Early Sepsis Detection Using Heterogeneous Structured ICU Data with Explainable Deep Learning. *Sensors* (Basel, Switzerland), 26(12), 3648. <https://doi.org/10.3390/s26123648>
- The National Library of Medicine. (1986). *Inteligencia Artificial—MeSH* - NCBI. *Inteligencia artificial*. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/mesh>
- Thiele, D., Rodseth, R., Friedland, R., Berger, F., Mathew, C., Maslo, C., Moll, V., Leithner, C., Storm, C., Krannich, A., & Nee, J. (2025). Machine Learning Models for the Early Real-Time Prediction of Deterioration in Intensive Care Units—A Novel Approach to the Early Identification of High-Risk Patients. *Journal of Clinical Medicine*, 14(2), 350. <https://doi.org/10.3390/jcm14020350>
- van de Sande, D., van Genderen, M. E., Huiskens, J., Gommers, D., & van Bommel, J. (2021). Moving from bytes to bedside: A systematic review on the use of artificial intelligence in the intensive care unit. *Intensive Care Medicine*, 47(7), 750-760. <https://doi.org/10.1007/s00134-021-06446-7>
- Yang, J., Lim, H., Park, W., & Kim, D. (2022). Development of a machine learning model for the prediction of the short-term mortality in patients in the intensive care unit. *Journal of Critical Care*. <https://doi.org/10.1016/j.jcrc.2022.154106>
- Yang, J., Peng, H., Luo, Y., Zhu, T., & Xie, L. (2023). Explainable ensemble machine learning model for prediction of 28-day mortality risk in patients with sepsis-associated acute kidney injury. *Frontiers in Medicine*, 10, 1165129. <https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1165129>
- Yildirim, D., Yildiz, C. Ç., & Ergin, E. (2026). Perceptions of Intensive Care Nurses Toward Artificial Intelligence Technologies: A Qualitative Study. *Nursing & Health Sciences*. <https://doi.org/10.1111/nhs.70332>
- Zhang, Y., Wang, Y., Yang, J., Li, Q., Zhou, M., Lu, J., Hu, Q., & Ma, F. (2025). Development and validation of machine learning-based risk prediction models for ICU-acquired weakness: A prospective cohort study. *European Journal of Medical Research*, 30, 666. <https://doi.org/10.1186/s40001-025-02930-8>
- Zheng, Y., Gao, J., Hua, T., Dong, W., & Yang, M. (2026). Risk stratification for in-hospital mortality in sepsis-associated acute kidney injury patients receiving continuous renal replacement therapy: An





interpretable, externally validated machine learning study. Renal Failure, 48(1), 2677246.
<https://doi.org/10.1080/0886022X.2026.2677246>



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo (CC-BY-NC-SA).

Sociedad Ecuatoriana de Investigación Científica. E-mail: revistabiosana@gmail.com