

Revisión

Detección de sepsis asistida por inteligencia artificial: revisión sistemática y meta-narrativa

AI-assisted sepsis detection: a systematic, meta-narrative review

Sergia Nuñez¹, Karen Herrera^{2,3}, Nguyen Morrison², Concepción Zúñiga¹,
Erick Chamorro^{3,4}

Resumen

Aunque proliferan estudios primarios, las revisiones sistemáticas sobre el aporte de la inteligencia artificial (IA) a la detección de sepsis siguen siendo limitadas. La adopción de modelos algorítmicos podría optimizar la identificación temprana y salvar vidas. **Objetivo:** Sintetizar la evidencia sobre el desempeño de la IA para la detección de sepsis y su contribución a la precisión diagnóstica. **Métodos:** Revisión sistemática con enfoque meta-narrativo. Se buscaron artículos en PubMed, SciELO y ScienceDirect. Criterios: estudios en español/inglés, muestra ≥ 250 pacientes, modelos de IA aplicados a detección/diagnóstico de sepsis. Se cribaron 713 registros y se extrajeron diseño, entorno clínico, algoritmos, métricas (AUC/ROC, sensibilidad, especificidad) y estrategia comparativa con métodos tradicionales. **Resultados:** Se incluyeron 16 estudios. Predominaron entornos de UCI. Los algoritmos más empleados fueron XGBoost, Random Forest y Support Vector Machine. Dos paradigmas metodológicos emergieron: (i) predicción con modelos de aprendizaje automático entrenados en datos clínicos/monitorización; y (ii) métodos tradicionales (p. ej., qSOFA/SIRS, reglas clínicas) combinados con IA. Varias series reportaron AUC $> 0,90$, con sensibilidades y especificidades superiores a los enfoques convencionales, especialmente para detección temprana. Persisten heterogeneidad en definiciones de sepsis, fuentes de datos y validaciones externas. **Conclusiones:** La IA aporta ganancias relevantes en sensibilidad y especificidad frente a métodos tradicionales para detectar sepsis, sobre todo en UCI. No obstante, su mayor utilidad se logra combinándola con evaluaciones clínicas y escalas establecidas, reforzada por validaciones externas y estudios prospectivos que aseguren eficacia clínica, interpretabilidad y seguridad diagnóstica/terapéutica.

Palabras clave:

Sepsis; Inteligencia Artificial; Aprendizaje Automático; Diagnóstico asistido por computadora; Unidades de Cuidados Intensivos; Sensibilidad y Especificidad. (Fuente: DECS-BIREME)

Abstract

Despite a growing primary literature, systematic reviews on the contribution of artificial intelligence (AI) to sepsis detection remain limited. Algorithmic models may enable earlier identification and save lives. **Objective:** To synthesize evidence on AI performance for sepsis detection and its contribution to diagnostic accuracy. **Methods:** Systematic review with a meta-narrative approach. Searches in PubMed, SciELO, and ScienceDirect included Spanish/English studies with ≥ 250 patients applying AI to sepsis detection/diagnosis. From 713 records, we extracted design, setting, algorithms, metrics (AUC/ROC, sensitivity, specificity), and comparisons with conventional methods. **Results:** Sixteen studies met inclusion criteria, predominantly in ICU settings. The most frequent algorithms were XGBoost, Random Forest, and Support Vector Machine. Two methodological paradigms emerged: (i) prediction with machine-learning models trained on clinical/monitoring data; and (ii) hybrid approaches combining traditional tools (e.g., qSOFA/SIRS, clinical rules) with AI. Several series reported AUC > 0.90 , with higher sensitivity and specificity than conventional approaches, particularly for early detection. Heterogeneity persisted in sepsis definitions, data sources, and external validation. **Conclusions:** AI yields meaningful gains in sensitivity and specificity versus traditional methods for sepsis detection, especially in ICUs. Its greatest value arises when combined with clinical assessment and established scores, supported by external validation and prospective studies to ensure clinical effectiveness, interpretability, and diagnostic/therapeutic safety.

Keywords:

Sepsis; Artificial Intelligence; Machine Learning; Computer-Assisted Diagnosis; Intensive Care Units; Sensitivity and Specificity. (Source: NLM-MeSH)

1. Hospital Escuela Tegucigalpa Honduras.
2. Predicate AI Labs
3. Centro de Investigación y Estudios de la Salud (CIES). Managua, Nicaragua.
4. Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua, UNAN-Managua, Nicaragua.

Recibido: 02/06/2025

Aprobado: 15/07/2025

Correspondencia:

Sergia Nuñez

sergiar27@yahoo.es

ORCID: 0009-0005-7256-9794

Citar como:

Núñez S, Herrera K, Morrison N, Zúñiga C, Chamorro E. Detección de sepsis asistida por inteligencia artificial: revisión sistemática y meta-narrativa. Rev Hisp Cienc Salud. 2025; 11(2): 114-125. DOI 10.56239/rhcs.2025.112.971



Esta obra está bajo una licencia internacional [Creative Commons Atribución 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

1. Hospital Escuela Tegucigalpa Honduras.
2. Predicate AI Labs
3. Centro de Investigación y Estudios de la Salud (CIES). Managua, Nicaragua.
4. Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua, UNAN-Managua, Nicaragua.

Recibido: 02/06/2025

Aprobado: 15/07/2025

Correspondencia:

Sergia Núñez

sergiar27@yahoo.es

ORCID: 0009-0005-7256-9794

Citar como:

Núñez S, Herrera K, Morrison N, Zúñiga C, Chamorro E. Detección de sepsis asistida por inteligencia artificial: revisión sistemática y meta-narrativa. Rev Hisp Cienc Salud. 2025; 11(2): 114-125. DOI [10.56239/rhcs.2025.112.971](https://doi.org/10.56239/rhcs.2025.112.971)



Esta obra está bajo una licencia internacional [Creative Commons Atribución 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

Introducción

Hace setenta años, McCarthy y colaboradores postularon que cada aspecto del aprendizaje humano podía describirse con suficiente precisión como para ser simulado por una máquina, incluidos el lenguaje, las abstracciones y la resolución de problemas¹. En la última década, esa hipótesis se ha traducido en aplicaciones clínicas tangibles, con aportes de la inteligencia artificial (IA) a la evaluación de riesgos, la precisión diagnóstica y la eficiencia operativa del personal de salud².

El impacto de la IA en salud pública es amplio³. En particular, la sepsis constituye una de las alteraciones más frecuentes y con elevada carga global; en casi todos los contextos, el número de personas afectadas es alarmante⁴. Sin embargo, las revisiones sistemáticas que sintetizan los avances de IA en este campo siguen siendo limitadas, lo que subraya la necesidad de indagar específicamente su contribución a la detección temprana. Esta necesidad se acentúa porque los sistemas tradicionales de seguimiento clínico presentan una eficacia pronóstica restrictiva^{5,6}, mientras que los algoritmos de IA, a partir de historia clínica y signos vitales, permiten un escrutinio ágil para apoyar decisiones diagnósticas y terapéuticas oportunas⁷.

En Latinoamérica, la investigación sobre sepsis es aún escasa⁸. Publicaciones recientes resaltan la urgencia de estimar con mayor precisión la prevalencia, la mortalidad y los factores de riesgo, dado que los países de ingresos bajos y

medios presentan una carga superior a la de países con mayores ingresos; además, se requiere mejorar la disponibilidad y calidad de los datos⁴.

Con este marco, el presente trabajo, una revisión sistemática con enfoque meta-narrativo, tiene por objetivo evidenciar el aporte de la IA en la detección de sepsis en los últimos años, mostrando cómo la innovación tecnológica puede acelerar la precisión diagnóstica y optimizar el trabajo clínico, aspectos cruciales para intervenciones oportunas en esta condición potencialmente mortal.

Metodología

Diseño y marco conceptual. Se realizó una revisión meta-narrativa siguiendo los principios propuestos por Greenhalgh para abordar campos heterogéneos y trazar, de forma histórica y comparativa, cómo distintas tradiciones de investigación han formulado preguntas y métodos en torno a la detección de sepsis mediante IA^{9,10}.

Pregunta y alcance. La cuestión central, discutida por un equipo multidisciplinario (ámbito hospitalario, salud pública y epidemiología), fue: **¿Cuáles son los aportes de la inteligencia artificial en la detección de sepsis?** A efectos de precisión conceptual y recuperabilidad, se formuló además una pregunta PICO: **¿Qué aporte ha brindado la IA para la detección de sepsis en pacientes que acuden a los servicios de salud?**¹¹.

Estrategia de búsqueda. Se efectuaron búsquedas en PubMed, SciELO y ScienceDirect (Elsevier), entre el 1 y el

1. Hospital Escuela Tegucigalpa Honduras.
2. Predicate AI Labs
3. Centro de Investigación y Estudios de la Salud (CIES). Managua, Nicaragua.
4. Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua, UNAN-Managua, Nicaragua.

Recibido: 02/06/2025

Aprobado: 15/07/2025

Correspondencia:

Sergia Núñez

sergiar27@yahoo.es

ORCID: [0009-0005-7256-9794](https://orcid.org/0009-0005-7256-9794)

Citar como:

Núñez S, Herrera K, Morrison N, Zúñiga C, Chamorro E. Detección de sepsis asistida por inteligencia artificial: revisión sistemática y meta-narrativa. Rev Hisp Cienc Salud. 2025; 11(2): 114-125. DOI [10.56239/rhcs.2025.112.971](https://doi.org/10.56239/rhcs.2025.112.971)



Esta obra está bajo una licencia internacional [Creative Commons Atribución 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

31 de mayo de 2025. Se utilizaron términos en español, inglés y portugués validados en DeCS/MeSH: *sepsis* AND *artificial intelligence*, ampliados de forma iterativa con Diagnosis, Detection, Prediction. La búsqueda inicial recuperó 713 registros (originales, empíricos y revisiones) y se aplicó rastreo de citas (bola de nieve) para identificar literatura adicional relevante.

Criterios de elegibilidad.

- Inclusión: artículos originales publicados 2020–2025; idiomas español/inglés/portugués; $n \geq 250$ pacientes; aplicación de IA a detección/diagnóstico de sepsis (p. ej., cribado temprano, alerta, predicción de aparición). Diseños admisibles: ensayos clínicos, estudios multicéntricos y cohortes.
- Exclusión: trabajos centrados exclusivamente en tratamiento o en generalidades de sepsis sin componente diagnóstico, guías clínicas, estudios sin texto completo o duplicados.

Selección y extracción. Dos revisores cribaron título/resumen y texto completo de forma independiente; discrepancias se resolvieron por consenso. Se extrajeron: entorno clínico (UCI/urgencias/plantas), fuentes de datos, algoritmos (p. ej., XGBoost, Random Forest, SVM), comparadores (qSOFA/SIRS/reglas clínicas), métricas (AUC-ROC, sensibilidad, especificidad), validación (interna/externa) y consideraciones de implementación.

Síntesis y mapeo meta-narrativo. Se

identificaron dos paradigmas dominantes: (1) predicción de sepsis con modelos de aprendizaje automático entrenados en datos clínicos/monitorización; y (2) enfoques híbridos que combinan métodos tradicionales (p. ej., qSOFA/SIRS) con IA para soporte de decisión.

Valoración de la evidencia. La evaluación crítica se realizó con el marco GRADE, adaptado para calificar la calidad de la evidencia y orientar la fuerza de las recomendaciones, incorporando consideraciones sobre valores y preferencias, uso de recursos y costos¹⁰.

Resultado de la selección. Tras el proceso de cribado y evaluación, 16 artículos cumplieron los criterios y se incluyeron en la síntesis.

Resultados

La **Figura 1** sintetiza el flujo de selección de estudios: a partir de la búsqueda en PubMed, SciELO y Science Direct (más textos adicionales), se eliminaron duplicados, se cribaron títulos y resúmenes y, tras la lectura a texto completo, se incluyeron 16 artículos que cumplían los criterios (originales, $n \geq 250$ y enfoque diagnóstico). La mayoría de exclusiones correspondió a revisiones, guías o trabajos centrados en tratamiento. La **Figura 2** (nube de palabras) confirma los ejes temáticos predominantes de los estudios incorporados, *sepsis*, *detection* y *machine learning*, y visibiliza los algoritmos más frecuentes (p. ej., XGBoost, Random Forest, Support

1. Hospital Escuela Tegucigalpa Honduras.
2. Predicate AI Labs
3. Centro de Investigación y Estudios de la Salud (CIES). Managua, Nicaragua.
4. Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua, UNAN-Managua, Nicaragua.

Recibido: 02/06/2025

Aprobado: 15/07/2025

Correspondencia:

Sergia Núñez

sergiar27@yahoo.es

ORCID: 0009-0005-7256-9794

Citar como:

Núñez S, Herrera K, Morrison N, Zúñiga C, Chamorro E. Detección de sepsis asistida por inteligencia artificial: revisión sistemática y meta-narrativa. Rev Hisp Cienc Salud. 2025; 11(2): 114-125. DOI 10.56239/rhcs.2025.112.971

Tabla 1 resume las características metodológicas y el rendimiento diagnóstico de los estudios incluidos, destacando que los modelos de IA mostraron, en varios trabajos, áreas bajo la curva (AUC) altas (≥ 0.90 en entornos

críticos) y sensibilidades/especificidades superiores o complementarias a las reglas clínicas tradicionales, lo que respalda su aporte para la detección temprana de sepsis.

Tabla 1. Estudios incluidos para el análisis del aporte ha brindado la Inteligencia artificial para el diagnóstico de Sepsis.

N	Autor	Diseño	Muestra	IA utilizada	Análisis AURROC	Precisión de la prueba/Modelo	Aporte
1	(Wang et al., 2021) ⁽¹²⁾	Estudio de cohorte observacional de datos secundarios	Recolectada entre 2014-2016. Inicial 17,005 pacientes de la UCI del Hospital Afiliado de la Universidad de Zhengzhou 4,449 pacientes con infección de los cuales el 79.5% presentó sepsis.	Random Forest (RFC)	0.91	Sensibilidad 95% Especificidad 89%	Buena Capacidad predictiva en pacientes con sepsis mejorando los resultados para la toma de decisiones diagnósticas y de tratamiento.
2	(Ezeobi Dennis et al., 2025) ⁽¹³⁾	Estudio Cohorte retrospectiva.	Recolectada entre 2015-2019. 482 neonatos	Support Vector Machine (Linear SVM) with Radial Basis (RBF)* Linear Support Vector Machine (SVM) Support Vector Machine (Linear SVM) with	0.98*	Sensibilidad 95% Especificidad 95%	Los algoritmos entrenados con los factores de riesgo, signos clínicos y pruebas de laboratorio demostraron ser más precisos que el diagnostico medico en la predicción de sepsis en neonatos.
				polynomial kernels Logistic regression (LR) K-nearest neighbor (KNN) Naive Bayes (NB) Decision tree (DT)			
3	(Li et al., 2020) ⁽¹⁴⁾	Estudio Cohorte retrospectiva.	Análisis de datos secundarios de 3 UCI de Hospitales diferentes 40,336 pacientes para el desarrollo de pruebas de modelo 24,819 base de daos de pruebas.	LightGBM con 3 fases de tiempo de estancia (Time-phAsed para Sepsis Prediction) TASP	0.84	Sensibilidad 85% Especificidad 63%	Mejora en la predicción de sepsis en 6 horas de estancia en la UCI. Mayor precisión en cuanto los métodos de precisión diagnóstica tradicionales.
4	(Lin et al., 2025) ⁽¹⁵⁾	Estudio Cohorte retrospectiva	Recolectado entre septiembre a diciembre de 2023 746 pacientes de UCI (654 septicos,92 no sépticos) 746 pacientes ambulatorios	LightGBM (LGBM)* Logistic regression (LR) Random Forest (RFC) Gradient Boosting (GB) AdaBoost XGBoost	0.90*	Sensibilidad 85% Especificidad 82%	Ofrecen resultados en minutos con alta precisión predictiva para el diagnóstico y se puede integrar en entornos clínicos.



Esta obra está bajo una licencia internacional [Creative Commons Atribución 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

1. Hospital Escuela Tegucigalpa Honduras.
2. Predicate AI Labs
3. Centro de Investigación y Estudios de la Salud (CIES). Managua, Nicaragua.
4. Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua, UNAN-Managua, Nicaragua.

Recibido: 02/06/2025

Aprobado: 15/07/2025

Correspondencia:

Sergia Núñez
sergiar27@yahoo.es
 ORCID: 0009-0005-7256-9794

Citar como:

Núñez S, Herrera K, Morrison N, Zúñiga C, Chamorro E. Detección de sepsis asistida por inteligencia artificial: revisión sistemática y meta-narrativa. Rev Hisp Cienc Salud. 2025; 11(2): 114-125. DOI 10.56239/rhcs.2025.112.971



Esta obra está bajo una licencia internacional [Creative Commons Atribución 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

N	Autor	Diseño	Muestra	IA utilizada	Análisis AURROC	Precisión de la prueba/Modelo	Aporte
5	(M. Yang et al., 2020) ⁽¹⁶⁾	Estudio Cohorte retrospectiva	Análisis de datos secundarios de 3 UCI de hospitales diferentes 40,336 Pacientes para el desarrollo de pruebas de modelo 24,819 base de daos de pruebas.	XGBoost	0.85	Sensibilidad 90% Especificidad 64%	Las variables temperatura, presión arterial y frecuencia respiratoria del modelo ofrecen ventajas clínicas para los médicos para la detección temprana de sepsis
6	(Campagner et al., 2025) ⁽¹⁷⁾	Estudio multicéntrico retrospectivo	Se realizaron 3 Cohortes de UCI y 3 Cohortes de Emergencia en 5 hospitales italianos.	XGBoost* Regresión logística (LR) Support Vector Machine (SVM) Random Forest (RFC)	0.98*	Sensibilidad 98% Especificidad 65%	Los modelos basados en distribución de monocitos y conteo sanguíneo completo pueden ser usados para el diagnóstico temprano de la enfermedad.
7	(Ying et al., 2021) ⁽¹⁸⁾	Estudio Retrospectivo	667 pacientes (497 con sepsis 170 sin sepsis)	Gradient Boosting (GB)* Naive Bayes (NB) Decision tree (DT) Neural Network Extra Trees (ET) Support Vector Machine (SVM) Random Forest (RF)	0.94*	Sensibilidad 90% Especificidad 90%	Se distinguen las diferencias entre sepsis y SIRS (Síndrome de Respuesta Inflamatoria Sistémica) en pacientes pediátricos
8	(Abd El-Aziz & Rayan, 2025) ⁽¹⁹⁾	Cohorte Retrospectiva	20,336 pacientes en UCI de dos clínicas.	Machine Learning Support Vector (ML-SVM) * Random Forest (RFC) Logistic regression (LR) Naive Bayes (NB) K-nearest neighbor (KNN)	0.95*	Sensibilidad 91% Especificidad 93%	Identificar sepsis en las primeras etapas, para la optimización de recursos en la UCI.
9	(Persson et al., 2024) ⁽²⁰⁾	Ensayo clínico aleatorizado prospectivo	304 pacientes de UCI	NAVYO® Sepsis	0.80	Sensibilidad 80% Especificidad 78%	Predicción de sepsis 3 horas antes de su aparición.
10	(A. C. Yang et al., 2025) ⁽²¹⁾	Multicéntrico Retrospectivo	46,184 de 4 UCI	XGBoost	0.77	Sensibilidad 98.6% Especificidad 58.5%	Predicción de sepsis a partir de signos vitales no invasivos y correlación con niveles elevado de Proteína C-reactiva (CRP).
11	(He et al., 2020) ⁽²²⁾	Multicéntrico Retrospectivo	40,336 de UCI	XGBoost* Gradient boosting decision tree (GBDT) Long short-term (LSTM)	0.84*	Sensibilidad 64.1% Especificidad 84.4%	Al combinar modelos por medio del enfoque <i>ensemble learning</i> los modelos pudieron predecir la sepsis 6 horas antes.
12	(D. Yang et al., 2022) ⁽²³⁾	Longitudinal	Recolectada entre 2014-2019. Un total 8,580 pacientes.	Random Forest (RFC)* Logistic regression (LR) Artificial Neural Network (ANN) Residual Convolutional Neural Networks (ResNet10) Long Short-Term Memory (LSTM) Recurrent neural networks.	0.75*	Sensibilidad 71.8% Especificidad 51.8%	Los medicamentos y los resultados de pruebas de laboratorio pueden predecir la sepsis en pacientes con cáncer.

1. Hospital Escuela Tegucigalpa Honduras.
2. Predicate AI Labs
3. Centro de Investigación y Estudios de la Salud (CIES). Managua, Nicaragua.
4. Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua, UNAN-Managua, Nicaragua.

Recibido: 02/06/2025

Aprobado: 15/07/2025

Correspondencia:

Sergia Núñez

sergiar27@yahoo.es

ORCID: 0009-0005-7256-9794

Citar como:

Núñez S, Herrera K, Morrison N, Zúñiga C, Chamorro E. Detección de sepsis asistida por inteligencia artificial: revisión sistemática y meta-narrativa. Rev Hisp Cienc Salud. 2025; 11(2): 114-125. DOI [10.56239/rhcs.2025.112.971](https://doi.org/10.56239/rhcs.2025.112.971)



Esta obra está bajo una licencia internacional [Creative Commons Atribución 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

N	Autor	Diseño	Muestra	IA utilizada	Análisis AURROC	Precisión de la prueba/Modelo	Aporte
13	(Hong et al., 2023) ⁽²⁴⁾	Retrospectivo	Recolectada entre 2016-2020. Un total de 1,716 pacientes	Artificial Neural Network (ANN)	0.99	Sensibilidad 80.4% Especificidad 98.2%	El modelo basado en ultrasonido y examen de orina permite identificar la urosepsis en el tracto urinario superior.
14	(Brann et al., 2024) ⁽²⁵⁾	Cohorte Retrospectivo	Recolectada entre 2015-2021. 1,059,386 visitas en 4 departamentos de emergencia	Triage: Natural language processing (NLP) Modelo integral Natural language processing (NLP)+XGBoost*	0.97*	Sensibilidad 91% Especificidad 90%	Detección de sepsis en la emergencia en la mayoría de los encuentros en la primera hora
15	(Sakri et al., 2024) ⁽²⁶⁾	Cohorte Retrospectivo	61,522 pacientes	Convolutional neural network (CNN)+ bi-directional long short-term memory (BDLSTM)	0.99	Sensibilidad 99.15% Especificidad 99.10%	Predicción de sepsis una hora antes del inicio.
16	(Yuan et al., 2020) ⁽²⁷⁾	Cohorte Prospectivo abierto	Recolectada entre agosto-diciembre del 2018 con 434 pacientes.	XGBoost*	0.89	Sensibilidad 65% ± 5% Especificidad 88% ±	Precisión superior a la puntuación SOFA.

*Valor más alto de los modelos.

Discusión

La detección de sepsis por parte de los modelos de IA ha tenido un auge significativo en los últimos años y a partir del año 2020, las primeras revisiones sistemáticas concluyeron que ofrecía una precisión diagnóstica alta, para su uso en entornos clínicos^{28,29}. En los 16 estudios incluidos en el artículo se identificaron un total de 18 modelos de IA para la detección de sepsis, la mayoría con niveles de sensibilidad y especificidad altos, siendo los 4 más utilizados, XGBOOST (n=7), RF (n=6), LR (n=5) y SVM (n=5).

Se encontraron otros modelos como NB y DT que fueron empleados 3 veces y KNN, LGBM, GB, LSTM, ANN, con una frecuencia de 2 veces y finalmente modelos de IA como AdaBoost, ET, ResNet una vez. Lo anterior evidencia el aporte de los modelos de aprendizaje automático en el manejo de la sepsis, superando los métodos tradicionales²⁷ y en algunos casos combinándolos¹⁷.

Respecto a la precisión de la prueba diagnóstica en los modelos de IA utilizados, 4 de los 18 modelos están comprendidos entre 0.7 y 0.9, lo que la clasifica como regular-alta y 14 modelos están por encima de 0.9 (Alta) según los criterios establecidos Swets en las curvas de eficacia diagnóstica^(30,31). Los modelos con mayor exactitud (.99) fueron XGBOOST y CNN combinado con BDLSTM, sin embargo, los autores advierten algunas limitaciones como el diseño retrospectivo del estudio, sesgos de selección de la población y datos faltantes en algunos periodos, lo que debe ser considerado para la generalización en entornos clínicos^{24,26}.

Los estudios demuestran que además de métodos tradicionales y modelos de aprendizaje automático, nuevos paradigmas hacia el aprendizaje profundo con la inclusión de redes neuronales aportan significativamente al estudio de la sepsis, en el estudio de

1. Hospital Escuela Tegucigalpa Honduras.
2. Predicate AI Labs
3. Centro de Investigación y Estudios de la Salud (CIES). Managua, Nicaragua.
4. Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua, UNAN-Managua, Nicaragua.

Recibido: 02/06/2025

Aprobado: 15/07/2025

Correspondencia:

Sergia Núñez

sergiar27@yahoo.es

ORCID: [0009-0005-7256-9794](https://orcid.org/0009-0005-7256-9794)

Citar como:

Núñez S, Herrera K, Morrison N, Zúñiga C, Chamorro E. Detección de sepsis asistida por inteligencia artificial: revisión sistemática y meta-narrativa. *Rev Hisp Cienc Salud.* 2025; 11(2): 114-125. DOI [10.56239/rhcs.2025.112.971](https://doi.org/10.56239/rhcs.2025.112.971)



Esta obra está bajo una licencia internacional [Creative Commons Atribución 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

Yang, se elaboró un análisis a partir de la relación de los fármacos y pruebas de laboratorio, de tal manera que el modelo pudo predecir la sepsis usando los registros digitales de pacientes con cáncer y estratificando el riesgo de manera anticipada²³, otros autores usando el mismo modelo en otros grupos poblacionales integraron variables demográficas y exámenes de laboratorio para el entrenamiento de la IA, haciendo énfasis la superioridad que presenta el ANN con métodos estadísticos tradicionales a pesar de las limitaciones en la estimación de riesgo en pacientes con urosepsis²⁴.

Cuando se integran las redes neuronales con IA, con los criterios de Sequential Organ Failure Assessment Score (SOFA), aportan una precisión más alta que modelos individuales²², aunado a esto, cuando se agregan capas BDLSTM que analizan los datos en ambas direcciones y capturan la información del pasado y el futuro, se pueden predecir cambios en los valores a lo largo del tiempo, de esta manera las variables asociadas a los indicadores fisiológicos y demográficos, mostrarán datos precisos al menos una hora antes de que se evidencie la afectación²⁶.

Las áreas principales donde la implementación de la IA, denota mayor impacto es en las unidades de cuidados intensivos, para ello los autores han mencionado que los modelos deben incluir variables cruciales como valores de neutrófilos, d-dímeros, eosinófilos y linfocitos en su proceso de validación¹². Los modelos que hacen énfasis en

poblaciones vulnerables como neonatos y niños, mejoran su algoritmo cuando integran factores de riesgos maternos, marcadores genéticos y signos clínicos^{13,18}. En las áreas de emergencia las IA demostraron que las notas de triage del personal de enfermería y la información clínica disponible permiten modelar un algoritmo de detección temprana que ofrezca una oportunidad para salvar vidas.

El tiempo es una variable indispensable en la detección de sepsis, predecir de manera temprana la alteración e incluso tratarla es un desafío para los equipos de salud³², desde esta perspectiva la IA ha permitido estimar el inicio de sepsis por cada hora de estadía en las unidades, tomando en cuenta que cada hora, aumenta el riesgo de mortalidad, la implementación oportuna podría favorecer el tratamiento^(14,16), sin embargo los autores advierten que al ser una emergencia médica, los modelos de aprendizaje deben combinarse con métodos tradicionales para maximizar su eficacia clínica y de laboratorio^{17,20}.

En general la revisión mostró que la IA es una herramienta poderosa para respaldar la toma de decisiones clínicas en casos de sepsis y puede dirigir al equipo médico a intervenciones más rápidas y efectivas contribuyendo a reducir la mortalidad y mejorar la gestión clínica. Además, la IA asiste en la monitorización continua del paciente y la personalización del tratamiento, facilitando la estratificación del riesgo y la gestión clínica. Sin embargo, se destaca que la IA debe actuar como una

1. Hospital Escuela Tegucigalpa Honduras.
2. Predicate AI Labs
3. Centro de Investigación y Estudios de la Salud (CIES). Managua, Nicaragua.
4. Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua, UNAN-Managua, Nicaragua.

Recibido: 02/06/2025

Aprobado: 15/07/2025

Correspondencia:

Sergia Núñez

sergiar27@yahoo.es

ORCID: 0009-0005-7256-9794

Citar como:

Núñez S, Herrera K, Morrison N, Zúñiga C, Chamorro E. Detección de sepsis asistida por inteligencia artificial: revisión sistemática y meta-narrativa. Rev Hisp Cienc Salud. 2025; 11(2): 114-125. DOI 10.56239/rhcs.2025.112.971

herramienta complementaria, manteniendo el papel central e indispensable del médico en el manejo de la sepsis⁽³³⁾.

Conclusiones

La inteligencia artificial es una herramienta valiosa y precisa para la detección de sepsis que ha sido validada principalmente en las unidades de cuidados intensivos y que predice oportunamente la aparición de la misma. Esta revisión refleja una oportunidad para que en Latinoamérica se puedan replicar estos estudios, tomando en cuenta las limitaciones mencionadas por los autores y su uso debe ser monitoreado con criterios normativos ajustados a los contextos locales.

A pesar de su alta precisión no se debe excluir sino combinar con métodos tradicionales para maximizar su eficacia clínica y garantizar la seguridad del diagnóstico y del tratamiento.

Financiamiento

Autofinanciado

Conflictos de interés

Los autores niegan tener conflictos de interés.

Referencias Bibliográficas

1. A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence [Internet]. [citado el 19 de mayo de 2025]. Disponible en: <https://www-formal.stanford.edu/jmc/history/dartmouth/h/dartmouth.html>
2. Kaul V, Enslin S, Gross SA. History of artificial intelligence in medicine. Gastrointest Endosc [Internet]. 2020 Oct 1 [citado el 19 de mayo de

2025];92(4):807–12. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016510720344667>

3. Impacto de la inteligencia artificial en salud pública | AlfaPublicaciones [Internet]. [citado el 19 de mayo de 2025]. Disponible en: <https://www.alfapublicaciones.com/index.php/alfapublicaciones/article/view/562>
4. Rudd KE, Johnson SC, Agesa KM, Shackelford KA, Tsoi D, Kievlan DR, et al. Global, regional, and national sepsis incidence and mortality, 1990–2017: analysis for the Global Burden of Disease Study. Lancet [Internet]. 2020 Jan 18 [citado el 28 de mayo de 2025];395(10219):200–11. Disponible en: [https://www.thelancet.com/journals/lancet/article/PIIS0140-6736\(19\)32989-7/fulltext](https://www.thelancet.com/journals/lancet/article/PIIS0140-6736(19)32989-7/fulltext)
5. Islam MM, Nasrin T, Walther BA, Wu CC, Yang HC, Li YC. Prediction of sepsis patients using machine learning approach: a meta-analysis. Comput Methods Programs Biomed. 2019 Mar;170:1–9.
6. Kijpaisalratana N, Sanglertsinlapachai D, Techaratsami S, Musikatavorn K, Saoraya J. Machine learning algorithms for early sepsis detection in the emergency department: a retrospective study. Int J Med Inform. 2022 Apr;160:104689.
7. Lanzagorta-Ortega D, Carrillo-Pérez DL, Carrillo-Esper R. Inteligencia artificial en medicina: presente y futuro. Gac Med Mex [Internet]. 2022 [citado el 19 de mayo de 2025];158:17–21. Disponible en: http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0016-38132022001100017&lng=es&nrm=iso&tlng=es
8. Azevedo LCP, Cavalcanti AB, Lisboa T, Pizzol FD, Machado FR. Sepsis is an important healthcare burden in Latin America: a call to action! Rev Bras Ter



Esta obra está bajo una licencia internacional [Creative Commons Atribución 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

1. Hospital Escuela Tegucigalpa Honduras.
2. Predicate AI Labs
3. Centro de Investigación y Estudios de la Salud (CIES). Managua, Nicaragua.
4. Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua, UNAN-Managua, Managua, Nicaragua.

Recibido: 02/06/2025

Aprobado: 15/07/2025

Correspondencia:

Sergia Núñez

sergiar27@yahoo.es

ORCID: [0009-0005-7256-9794](https://orcid.org/0009-0005-7256-9794)

Citar como:

Núñez S, Herrera K, Morrison N, Zúñiga C, Chamorro E. Detección de sepsis asistida por inteligencia artificial: revisión sistemática y meta-narrativa. *Rev Hisp Cienc Salud*. 2025; 11(2): 114-125. DOI [10.56239/rhcs.2025.112.971](https://doi.org/10.56239/rhcs.2025.112.971)



Esta obra está bajo una licencia internacional [Creative Commons Atribución 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

- Intensiva [Internet]. 2018 [citado el 28 de mayo de 2025];30(4):402–4. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6334489/>
9. Greenhalgh T, Robert G, Macfarlane F, Bate P, Kyriakidou O, Peacock R. Storylines of research in diffusion of innovation: a meta-narrative approach to systematic review. *Soc Sci Med* [Internet]. 2005 Jul 1 [citado el 28 de mayo de 2025];61(2):417–30. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0277953604006471>
10. Aguayo-Albasini JL, Flores-Pastor B, Soria-Aledo V. Sistema GRADE: clasificación de la calidad de la evidencia y graduación de la fuerza de la recomendación. *Cir Esp* [Internet]. 2014 Feb 1 [citado el 29 de mayo de 2025];92(2):82–8. Disponible en: <http://www.elsevier.es/es-revista-cirugia-espanola-36-articulo-sistemagrade-clasificacion-calidad-evidencia-S0009739X13003394>
11. Clinical Questions: PICO and PEO Research | Elsevier Blog [Internet]. [citado el 29 de mayo de 2025]. Disponible en: <https://scientific-publishing.webshop.elsevier.com/research-process/clinical-questions-pico-and-peo-research/>
12. Wang D, Li J, Sun Y, Ding X, Zhang X, Liu S, et al. A machine learning model for accurate prediction of sepsis in ICU patients. *Front Public Health*. 2021;9:754348.
13. Ezeobi DP, Musiimenta A, Wasswa W, Kyoyagala S. A neonatal sepsis prediction algorithm using electronic medical record data from Mbarara Regional Referral Hospital. *Intell Based Med* [Internet]. 2025 Jan 1 [citado el 4 de junio de 2025];11:100198. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666521225000018>
14. Li X, Xu X, Xie F, Xu X, Sun Y, Liu X, et al. A time-phased machine learning model for real-time prediction of sepsis in critical care. *Crit Care Med*. 2020 Oct;48(10):e884–8.
15. Lin TH, Chung HY, Jian MJ, Chang CK, Lin HH, Yen CT, et al. AI-driven innovations for early sepsis detection by combining predictive accuracy with blood count analysis in an emergency setting: retrospective study. *J Med Internet Res*. 2025 Jan 24;27:e56155.
16. Yang M, Liu C, Wang X, Li Y, Gao H, Liu X, et al. An explainable artificial intelligence predictor for early detection of sepsis. *Crit Care Med*. 2020 Nov;48(11):e1091–6.
17. Campagner A, Agnello L, Carobene A, Padoan A, Ben FD, Locatelli M, et al. Complete blood count and monocyte distribution width–based machine learning algorithms for sepsis detection: multicentric development and external validation study. *J Med Internet Res* [Internet]. 2025 Feb 26 [citado el 4 de junio de 2025];27(1):e55492. Disponible en: <https://www.jmir.org/2025/1/e55492>
18. Ying J, Wang Q, Xu T, Lu Z. Diagnostic potential of a gradient boosting-based model for detecting pediatric sepsis. *Genomics* [Internet]. 2021 Jan 1 [citado el 4 de junio de 2025];113(1 Pt 2):874–83. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888754320319777>
19. Abd El-Aziz RM, Rayan A. Early detection of sepsis using machine learning algorithms. *Alex Eng J* [Internet]. 2025 Jan [citado el 4 de junio de 2025];111:47–56. Disponible en: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1110016824011591>
20. Persson I, Macura A, Becedas D, Sjövall F. Early prediction of sepsis in intensive care patients using the machine learning algorithm NAVOY® Sepsis: a prospective randomized clinical

1. Hospital Escuela Tegucigalpa Honduras.
2. Predicate AI Labs
3. Centro de Investigación y Estudios de la Salud (CIES). Managua, Nicaragua.
4. Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua, UNAN-Managua, Nicaragua.

Recibido: 02/06/2025

Aprobado: 15/07/2025

Correspondencia:

Sergia Núñez

sergiar27@yahoo.es

ORCID: [0009-0005-7256-9794](https://orcid.org/0009-0005-7256-9794)

Citar como:

Núñez S, Herrera K, Morrison N, Zúñiga C, Chamorro E. Detección de sepsis asistida por inteligencia artificial: revisión sistemática y meta-narrativa. *Rev Hisp Cienc Salud*. 2025; 11(2): 114-125. DOI [10.56239/rhcs.2025.112.971](https://doi.org/10.56239/rhcs.2025.112.971)



Esta obra está bajo una licencia internacional [Creative Commons Atribución 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

- validation study. *J Crit Care*. 2024 Apr;80:154400.
21. Yang AC, Ma WM, Chiang DH, Liao YZ, Lai HY, Lin SC, et al. Early prediction of sepsis using an XGBoost model with single time-point non-invasive vital signs and its correlation with C-reactive protein and procalcitonin: a multi-center study. *Intell Based Med [Internet]*. 2025 Jan 1 [citado el 4 de junio de 2025];11:100242. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666521225000468>
 22. He Z, Du L, Zhang P, Zhao R, Chen X, Fang Z. Early sepsis prediction using ensemble learning with deep features and artificial features extracted from clinical electronic health records. *Crit Care Med*. 2020 Dec;48(12):e1337–42.
 23. Yang D, Kim J, Yoo J, Cha WC, Paik H. Identifying the risk of sepsis in patients with cancer using digital health care records: machine learning-based approach. *JMIR Med Inform*. 2022 Jun 15;10(6):e37689.
 24. Hong X, Liu G, Chi Z, Yang T, Zhang Y. Predictive model for urosepsis in patients with upper urinary tract calculi based on ultrasonography and urinalysis using artificial intelligence learning. *Int Braz J Urol*. 2023;49(2):221–32.
 25. Brann F, Sterling NW, Frisch SO, Schrage JD. Sepsis prediction at emergency department triage using natural language processing: retrospective cohort study. *JMIR AI [Internet]*. 2024 Jan 25 [citado el 4 de junio de 2025];3(1):e49784. Disponible en: <https://ai.jmir.org/2024/1/e49784>
 26. Sakri S, Basheer S, Zain Z, Halimatul N, Nassar D, Alohali M, et al. Sepsis prediction using CNN-BDLSTM and temporal derivatives feature extraction in the IoT medical environment. *Comput Mater Contin [Internet]*. 2024 [citado el 4 de junio de 2025];79(1):1157–85. Disponible en:
 27. Yuan KC, Tsai LW, Lee KH, Cheng YW, Hsu SC, Lo YS, et al. The development of an artificial intelligence algorithm for early sepsis diagnosis in the intensive care unit. *Int J Med Inform*. 2020 Sep;141:104176.
 28. Fleuren LM, Klausch TLT, Zwager CL, Schoonmade LJ, Guo T, Roggeveen LF, et al. Machine learning for the prediction of sepsis: a systematic review and meta-analysis of diagnostic test accuracy. *Intensive Care Med [Internet]*. 2020 [citado el 7 de junio de 2025];46(3):383–400. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/article/PMC7067741/>
 29. Moor M, Rieck B, Horn M, Jutzeler CR, Borgwardt K. Early prediction of sepsis in the ICU using machine learning: a systematic review. *Front Med*. 2021;8:607952.
 30. Swets JA. Measuring the accuracy of diagnostic systems. *Science [Internet]*. 1988 Jun 3 [citado el 7 de junio de 2025];240(4857):1285–93. Disponible en: <https://www.science.org/doi/10.1126/science.3287615>
 31. Martínez Pérez JA, Pérez Martín PS. La curva ROC. *Med Fam SEMERGEN [Internet]*. 2022 Jan 1 [citado el 7 de junio de 2025];49(1). Disponible en: <http://www.elsevier.es/es-revista-medicina-familia-semergen-40-articulo-la-curva-roc-S1138359322001952>
 32. Rodríguez MR, Llopis Roca F, Rubio Díaz R, García DE, Julián Jiménez A. Administración precoz de la antibioterapia empírica en los pacientes atendidos con sospecha de sepsis en el servicio de urgencias: revisión sistemática. *Emerg Rev Soc Esp Med Urgenc Emerg [Internet]*. 2025 [citado el 7 de junio de 2025];37(1):44–55. Disponible en:

1. Hospital Escuela Tegucigalpa Honduras.
2. Predicate AI Labs
3. Centro de Investigación y Estudios de la Salud (CIES). Managua, Nicaragua.
4. Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua, UNAN-Managua, Nicaragua.

Recibido: 02/06/2025

Aprobado: 15/07/2025

Correspondencia:

Sergia Núñez

sergiar27@yahoo.es

ORCID: 0009-0005-7256-9794

Citar como:

Núñez S, Herrera K, Morrison N, Zúñiga C, Chamorro E. Detección de sepsis asistida por inteligencia artificial: revisión sistemática y meta-narrativa. Rev Hisp Cienc Salud. 2025; 11(2): 114-125. DOI [10.56239/rhcs.2025.112.971](https://doi.org/10.56239/rhcs.2025.112.971)

- <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9915229>
33. Silva CC da, Rigueti SL, Vignoli JM, Monnerat MELG, Moura FN de, Glioche RA, et al. Inteligencia artificial en la lucha contra la sepsis: apoyo al diagnóstico y tratamiento clínico. Rev Electron Acervo Saúde. 2025;25(5):e19761. doi:10.25248/reas.e19761.2025

latindex
catálogo 2.0

REDIB
Red Iberoamericana
de Innovación y Conocimiento Científico

Crossref

IMBIOMED

Scilit
Scientific Literature

Dialnet

Google
scholar

BASE
Bielefeld Academic Search Engine

REBIUN
RED DE BIBLIOTECAS



Esta obra está bajo una licencia internacional [Creative Commons Atribución 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).