Predicción de infecciones asociadas a la atención de salud, en pacientes pediátricos críticos, mediante una red neural artificial con pesos aleatorios

María Isabel Vera Contreras (1), Akbar Ciro Fuenmayor Arocha (2), Zulybell Coromoto Molina Ovalles (3), Elines Yarida Pacciota Cordero (4), Miguel Angel Vera (5)

Recibido: 15/10/25
Aceptado: 19/03/26

RESUMEN

Las infecciones asociadas a la atención en salud (IAAS) son condiciones clínicas adversas con elevada incidencia que incrementan la morbimortalidad en unidades de cuidados intensivos pediátricos (UCIP), con tasas del 30% en países en desarrollo. La inteligencia artificial (IA) emerge como herramienta predictiva para optimizar intervenciones tempranas. **Objetivo:** Desarrollar y validar una máquina de aprendizaje automático (MAA), basada en una red neural con pesos aleatorios (NNRW), para la predicción de IAAS en pacientes de UCIP. **Métodos:** Enfoque cuantitativo, cuasi experimental, con enmascaramiento, no aleatorizado, prospectivo, analítico, de prueba diagnóstica. Se entrenó y ajustó la NNRW con datos retrospectivos (192 pacientes, 2020-2023) y se validó prospectivamente, considerando 31 pacientes pediátricos (1 mes-15 años) que fueron admitidos en UCIP entre enero-junio 2024, quienes cumplieron los criterios de inclusión. **Resultados:** Ninguna de las variables se relacionó de manera independiente con el desarrollo de IAAS, pero su combinación a través de la MAA permitió predecir IAAS satisfactoriamente. La MAA y los especialistas médicos generaron sensibilidades y especificidades de [(86,7% y 87,1%)] y de [(66,7% y 50%)], respectivamente. Además, para la MAA el área bajo la curva fue de 0,871 (IC95% 0,732 – 1,0) (excelente) y el Kappa de Cohen fue de 0,742 (concordancia considerable, error estándar = 0,121). **Conclusión:** Se generó una MAA que logró su propósito con alto grado de confianza y un error aceptable superando el juicio clínico tradicional. Este modelo innovador podría optimizar la toma de decisiones en UCIP vinculadas con la detección de IAAS en pacientes pediátricos críticos.

Arch Venz Puer Ped 2026; 89 (1): 11 - 20

Palabras clave: Infección Hospitalaria, Inteligencia Artificial, Máquina de Aprendizaje Automático, Predicción, Unidades de Cuidados Intensivo Pediátrico.

PREDICTION OF HEALTH CARE-ASSOCIATED INFECTIONS IN CRITICAL PEDIATRIC PATIENTS, USING AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK WITH RANDOM WEIGHTS

ABSTRACT

Introduction: Healthcare-associated infections (HAIs) are adverse clinical conditions with a high incidence that increase morbidity and mortality in pediatric intensive care units (PICUs), with rates of 30% in developing countries. Artificial intelligence (AI) emerges as a predictive tool to optimize early interventions. **Objective:** To develop and validate a machine learning (ML) model based on a random weighted neural network (RWNN) for predicting HAIs in PICU patients. **Methods:** Quantitative, quasi-experimental, masked, non-randomized, prospective, analytical, diagnostic test approach. The RNNW was trained and adjusted with retrospective data (192 patients, 2020-2023) and validated prospectively, considering 31 pediatric patients (1 month-15 years) who were admitted to the PICU between January and June 2024 and who met the inclusion criteria. Results: None of the variables were independently associated with the development of IAAS, but their combination through the MAA allowed IAAS to be predicted satisfactorily. The MAA and medical specialists generated sensitivities and specificities of [(86.7% and 87.1%)] and [(66.7% and 50%)], respectively. In addition, for the AOM, the area under the curve was 0.871 (95% CI 0.732–1.0) (excellent) and Cohen's Kappa was 0.742 (considerable agreement, standard error = 0.121). **Conclusion:** An MAA was generated that achieved its purpose with a high degree of confidence and an acceptable error rate, surpassing traditional clinical judgment. This innovative model could optimize decision-making in PICUs related to the detection of AIAS in critically ill pediatric patients.

Arch Venz Puer Ped 2026; 89 (1): 11 - 20

Keywords: Healthcare-associated infections, Artificial Intelligence, Machine Learning, Prediction, Pediatric Intensive Care Unit.

1. Especialista en Puericultura y Pediatría, Especialista en Terapia Intensiva y Medicina Crítica, Mención Pediátrica. Profesora de la Universidad Simón Bolívar - Cúcuta Colombia. Pediatra del Hospital Universitario Erasmo Meoz Cúcuta- Colombia. Correo: maría.verac@unisimon.edu.co
2. Especialista en Puericultura y Pediatría, Especialista en Terapia Intensiva y Medicina Crítica, Mención Pediátrica. Adjunto UCI, Hospital Universitario de Los Andes. Profesor del Departamento de Pediatría y Puericultura. Universidad de Los Andes. Correo: ciro4658@gmail.com.
3. Especialista en Puericultura y Pediatría, Especialista en Terapia Intensiva y Medicina Crítica, Mención Pediátrica. Adjunto UCI, Hospital Universitario de Los Andes. Universidad de Los Andes. Correo: zuly1492@gmail.com.
4. Especialista en Puericultura y Pediatría, Especialista en Terapia Intensiva y Medicina Crítica, Mención Pediátrica. Adjunto Emergencia Pediátrica, Hospital Universitario de Los Andes. Universidad de Los Andes. Correo: elinespaciotta@gmail.com.
5. Ph.D en Ciencias Aplicadas. Profesor de la Universidad Simón Bolívar - Cúcuta Colombia. correo: miguel.vera@unisimon.edu.co,

Autor corresponsal: Zulybell Coromoto Molina Ovalles
Teléfono 0414-9724374. correo: zuly1492@gmail.com

INTRODUCCIÓN

Se define como Infección Asociada a la Atención de Salud (IAAS) a aquella condición resultante de una reacción adversa ante un agente infeccioso o a su toxina(s), que ocurre en un paciente en un escenario de atención de salud (hospitalización o atención ambulatoria) y que no estaba presente en el momento de la admisión, a menos que la infección esté relacionada a una admisión previa (1). Esta definición reemplazó o abarcó a otras utilizadas como infección nosocomial, infección intrahospitalaria o infecciones asociadas al cuidado de la salud (1,2). Las IAAS constituyen uno de los eventos adversos más frecuentes en el entorno hospitalario, representando un problema de salud pública a nivel mundial (2,3).

Según la Organización Mundial de la Salud (OMS), por

cada 100 pacientes ingresados en hospitales de agudos, 7 adquirirán al menos una IAAS durante su estadía en países de ingresos altos, y 15 en los países de ingresos bajos y medios (1,4). En las unidades de cuidados intensivos (UCI), estas cifras son mayores, superando el 30% de los pacientes, con una incidencia de 2 a 20 veces mayor en países de bajos o medianos ingresos (4,5).

La resistencia a los antimicrobianos agrava la situación, con predicciones de 1,27 millones de defunciones anuales atribuibles a infecciones por microrganismos multirre-sistentes (6). Murray et al. identificaron que las IAAS en UCI pediátricas (UCIP) aumentaron durante la pandemia COVID-19, enfatizando la necesidad urgente de sistemas predictivos robustos (7).

Cerca del 25% de todos los casos de sepsis tratados en los hospitales se deben a IAAS y aproximadamente el 50% de los casos de sepsis con disfunción orgánica tratados en UCI son de origen nosocomial, con una mortalidad superior al 50% (8,9). Las UCIP, se consideran entornos desafiantes debido a la variabilidad asociada a la edad de las constantes vitales, el estado de salud de los pacientes y un riesgo de mortalidad estimado entre el 2-6% (10,11).

Los tipos más comunes de IAAS en UCIP incluyen: neumonía asociada a ventilación mecánica (NAV), infección del tracto urinario asociada a catéter (ITUAC), infección del torrente sanguíneo asociada a catéter venoso central (ITS-ACVC) e infecciones del sitio quirúrgico (12,13). La mayoría de ella son ocasionadas por microrganismos del grupo "ESKAPE" (*Enterococcus faecium, Staphylococcus aureus, Klebsiella pneumoniae, Acinetobacter baumannii, Pseudomonas aeruginosa* y *Enterobacter spp*) (14,15).

Langford et al. reportaron incremento del 42% en infecciones por Klebsiella pneumoniae productora de carbapenemasas en UCIP durante 2019-2022 asociado con mortalidad del 38% (16). La mortalidad entre pacientes con IAAS causadas por estos microorganismos multirresistentes es dos a tres veces mayor que entre los infectados por microorganismos sensibles (17,18).

En Venezuela, el Consorcio Internacional para el Control de Infecciones Nosocomiales (INICC) realizó un estudio de vigilancia de IAAS en UCI para adultos en Caracas, encontrando tasas preocupantes: 5,1 ITSACVC por 1.000 días de vía central, 7,2 NAV por 1.000 días de ventilación mecánica y 3,9 ITUAC por 1.000 días de sonda vesical, con estancias hospitalarias extras de 5,7 a 9,6 días y mortalidad bruta adicional del 3,0% para ITSACVC, 4,4% para NAV y 16,9% para ITUAC (19).

Ante este escenario, surge la oportunidad de aplicar tecnologías como la Inteligencia Artificial (IA) y el aprendizaje automático (ML) para desarrollar herramientas predictivas que mejoren la detección temprana de IAAS. Rajpurkar y col., demostraron que los modelos de deep learning pueden superar el rendimiento de los clínicos en múltiples tareas diagnósticas, estableciendo un nuevo paradigma en la toma de decisiones clínicas (20). Topol señala que la medicina del futuro será profundamente digital, con algoritmos de IA integrados en el flujo de trabajo clínico diario (21). Las redes neuronales con pesos aleatorios (NNRW) representan una variante interesante dentro del campo del aprendizaje automático. A diferencia de las redes neuronales convencionales, donde todos los pesos se ajustan durante el entrenamiento, en las NNRW los pesos de la capa oculta se inicializan aleatoriamente y permanecen fijos; mientras que, solo los pesos de la capa de salida se optimizan (22). Esto permite un entrenamiento más rápido, manteniendo una capacidad predictiva robusta (22).

Estudios recientes han demostrado la utilidad de los modelos de aprendizaje automático para predecir sepsis en pacientes pediátricos de UCIP (23,24). Sin embargo, hasta la fecha, no se han reportado investigaciones que utilicen específicamente NNRW para la predicción de IAAS en esta población (25-30).

El objetivo principal de este estudio fue desarrollar y validar una máquina de aprendizaje automático basada en una NNRW para la predicción de IAAS en pacientes pediátricos admitidos en la UCIP del Instituto Autónomo Hospital Universitario de Los Andes (IAHULA), Mérida, Venezuela.

MÉTODOS

Se realizó un estudio cuantitativo, cuasi experimental, con enmascaramiento, no aleatorizado, prospectivo y analítico, orientado a desarrollar y validar la NNRW (31). El ámbito de estudio fue la UCIP del IAHULA. El periodo de estudio comprendió un lapso retrospectivo (48 meses de los años 2020-2023) y uno prospectivo (enero a junio de 2024).

La población estuvo constituida por pacientes ingresados en la UCIP del IAHULA durante el periodo de estudio, con edades entre 1 mes y 15 años que cumplieron con los criterios de inclusión. Se excluyeron pacientes con infecciones al momento del ingreso, estancia prevista menor a 48 horas, y pacientes trasladados desde otras instituciones con estancia hospitalaria previa mayor a 48 horas.

El muestreo fue no probabilístico por conveniencia, incluyendo todos los pacientes consecutivos que cumplieran los criterios durante el período de estudio. La muestra se dividió en dos grupos: pacientes que desarrollaron IAAS durante su estancia en UCIP (casos) y pacientes que no desarrollaron IAAS (controles). Se incluyeron 192 pacientes en la fase retrospectiva para entrenar y validar el modelo inteligente; los datos retrospectivos de 39 pacientes, se tomaron en cuenta para la realizar la prueba final del modelo.

Se recolectaron 33 variables demográficas, clínicas y paraclínicas seleccionadas por parte de especialistas médicos (Tabla 1). La variable dependiente fue el desarrollo de IAAS durante la estancia en UCIP, diagnosticada según los criterios establecidos por el Centro para el Control y Prevención de Enfermedades y confirmada por el comité de control de infecciones de la institución (13,14,27).

Se registraron signos vitales (frecuencia cardíaca, frecuencia respiratoria, presión arterial, temperatura, saturación de oxígeno) durante las 72 horas previas a la aparición de síntomas de infección o durante un período equivalente en los controles. No hubo cambios en los protocolos de la UCI ni en la resistencia bacteriana entre 2020 y 2024 que pudieran influir en el desempeño de la NNRW.

Protocolo:

1. Se realizó un análisis descriptivo de todas las variables para identificar distribuciones, valores atípicos y datos faltantes (31,32). Luego, se efectuó la normalización de variables numéricas, codificación de variables categóricas, imputación de datos faltantes mediante técnicas estadísticas apropiadas (32).
2. Usando el software especializado MATLAB R2023b, se diseñó una arquitectura de NNRW con tres capas (entrada, oculta y salida). Los pesos entre la capa de entrada y la capa oculta se inicializaron aleatoriamente siguiendo una distribución normal con media 0 y desviación estándar 1 (25,33), permaneciendo fijos durante el entrenamiento. Los pesos entre la capa oculta y la capa de salida se calcularon mediante el algoritmo de mínimos cuadrados (34,35). Para ello, se desarrolló un proceso que optimiza el número de neuronas de la capa oculta (L) eligiéndolo de un rango arbitrario de valores que se hizo coincidir con el comprendido entre 1 y 50 neuronas, con un tamaño de paso de una unidad (22).
3. Se consideró el conjunto de datos retrospectivos de 192 pacientes divididos en 80% (n=153) para la fase de entrenamiento y 20% (n=39) para la validación del modelo entrenado en el contexto de los datos prospectivos. El número de pacientes de validación supera el número de variables, lo cual proporciona la potencia estadística necesaria para validar, entonar y ajustar el modelo basado en las 32 variables independientes descritas en la Tabla 1. Para abordar el desequilibrio de clases se aplicó la técnica reportada por Aguiar y col (36). Se realizó validación cruzada de 5 pliegues para evaluar la estabilidad del modelo (22). Una vez entrenada la NNRW, se desarrolló la prueba prospectiva considerando los 31 pacientes seleccionados en 2024. La intencionalidad de la muestra de esta prueba prospectiva fue reportar el desempeño real del modelo entrenado sin que se permita su ajuste. Finalmente, se compararon las predicciones de la MAA con los diagnósticos emitidos por el consenso de tres intensivistas pediátricos.
4. Durante la prueba prospectiva para evaluar el desempeño diagnóstico de la red neural artificial entrenada, se calcularon las siguientes métricas estándar: sensibilidad, especificidad, valor predictivo positivo (VPP), valor predictivo negativo (VPN), área bajo la curva ROC (AUC-ROC) y estadístico Kappa de Cohen (36-40).

Aspectos éticos

El estudio fue aprobado por el Comité de Ética del IAHULA y se realizó siguiendo los principios de la Declaración de Helsinki, versión 2024 Se obtuvo consentimiento informado de los representantes legales de todos los pacientes incluidos. La información se manejó con estricta confidencialidad, utilizando códigos alfanuméricos para identificar a los participantes.

Análisis estadístico

Se utilizó estadística descriptiva: medidas de tendencia central y dispersión para variables cuantitativas y frecuencias absolutas y relativas para variables cualitativas. Se aplicó la prueba t de Student o U de Mann-Whitney para comparar variables cuantitativas entre grupos, según correspondiera tras valorar la normalidad mediante el test de Shapiro-Wilk. Para variables cualitativas se utilizó chi cuadrado o test exacto de Fisher. Se calcularon intervalos de confianza del 95% para las principales métricas de rendimiento del modelo. Se consideró estadísticamente significativo un valor $p<0,05$. Se utilizó el software SPSS Versión 28 (35).

RESULTADOS

Durante el estudio prospectivo, se evaluaron 31 pacientes que cumplieron con los criterios de inclusión, de los cuales 15 desarrollaron IAAS durante su estancia en UCI (casos) y 16 no presentaron infección (controles). Considerando los 31 pacientes, se obtuvo una edad promedio de 8,4 ± 4,5 años con un 25% representado por menores de dos años, predominó el sexo masculino (54,8%), la mayoría procedían fuera del área metropolitana (74,2%) y se identificaron como pacientes pertenecientes a estratos de pobreza extrema al 29%. El 38,7% padecía enfermedades crónicas siendo las más frecuentes las encefalopatías, 16,1% desnutrición y neumopatías el 6,5%. El 67,7% de los pacientes fue referido desde otros centros asistenciales.

Antes de la internación en UCIP la mayoría de los pacientes estuvieron hospitalizados en la sala de cuidados especiales del servicio de emergencia pediátrica. Tanto en dicha sala como en las otras donde ellos estuvieron hospitalizados se les colocaron dispositivos invasivos, recibieron tratamientos antiinfecciosos e inmunomoduladores y medidas de soporte vital según se muestra en la Tabla 1.

Por otra parte, en cuanto a los factores de riesgo para desarrollo de IAAS, se encontró mayor frecuencia el uso de dispositivos invasivos en el grupo de casos: ventilación mecánica (76,7% vs 53,3%, p=0,058), catéter venoso central (93,3% vs 70,0%, p=0,020) y sonda urinaria (86,7% vs 63,3%, p=0,037). La estancia en UCI fue significativamente mayor en el grupo de casos (14,8 ± 7,2 días vs 7,3 ± 3,5 días, $p<0,001$).

Los tipos de IAAS más frecuentes fueron: neumonía asociada a ventilación mecánica (40,0%), infección del torrente sanguíneo asociada a catéter venoso central (33,3%) e infección urinaria asociada a catéter (26,7%). Los microorganismos aislados con mayor frecuencia fueron *Klebsiella pneumoniae* (23,3%), *Pseudomonas aeruginosa* (20,0%), *Acinetobacter baumannii* (16,7%) y *Staphylococcus aureus* (13,3%).

Rendimiento de la NNRW

El análisis univariante mostró que ninguna variable individual tuvo capacidad discriminatoria suficiente para predecir de manera fiable el desarrollo de IAAS (todas con AUC-ROC <0,70). Sin embargo, la combinación de variables mediante la NNRW logró un rendimiento diagnóstico satisfactorio.

La arquitectura final del modelo NNRW incluyó una capa de entrada con 32 neuronas (correspondientes a las variables independientes), una capa oculta con 16 neuronas, y una capa de salida con dos neuronas que identifican si un pa-

Tabla 1 Identificación de las variables consideradas para el desarrollo de la investigación

Variable	Abreviatura en la base de datos	Método de codificación y sus opciones para la NNRW
Uso de ventilación mecánica antes del ingreso a UCIP	VMANTES	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
Puntuación en escala pSOFA al momento de ingresar a UCIP	PSOFAUCI	Discreta (0-15)
Disfunción orgánica identificada al momento del ingreso a UCIP	DISFUNCION	Nominal politómica[1]
Tipo de paciente	TIPOPACIENTEUCI	Nominal dicotómica (médico /quirúrgico →1/2)
Antibiótico indicado en la admisión a UCIP	ATBENADMISION	Nominal politómica[2]
Presencia de comorbilidades	COMORBILIDAD	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
Ubicación hospitalaria antes de la admisión en UCIP	UBICACIONANTES	Nominal politómica[3]
Tipo de cirugía antes de ingresar a UCIP	TIPOCIRUGIA	Nominal politómica[4]
Edad del paciente en meses	EDADMESES	Discreta (0-180)
Sexo	SEXO	Nominal dicotómica (Masculino/Femenino → 1/2)
Lugar de procedencia	PROCEDENCIA	Nominal dicotómica (Área metropolitana/ Área no metropolitana → 1/2)
Paciente en condición de pobreza	POBREZA	Nominal politómica[5]
Tipo de comorbilidad	TIPOCOMORB	Nominal politómica[6]
Referido	REFERIDO	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
Tiempo de permanencia en el hospital antes de ingreso UCIP	TIEMPOANTES	Nominal politómica[7]
Catéter venoso central antes del ingreso a UCIP	CVCANTES	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
Nutrición parenteral total	NPT	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
Días de ventilación antes de ingresar en UCIP	DVANTES	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
Quimioterapia antes de ingresar a UCIP	QUIMIOTERPIANTES	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
Cefalosporina antes de ingresar a UCIP	CEFALOSPANTES	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
Carbapenémicos antes de ingresar a UCIP	CARBAPENEMANTES	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
Otros antibióticos distintos a la cefalosporina antes de ingresar a UCIP	OTROSATBANTES	Nominal politómica[8]
Esteroides antes de ingresar a UCIP	ESTEROIDESANTES	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
Fármacos inmunomoduladores antes de ingresar a UCIP	INMUNOMODANTES	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
Transfusiones sanguíneas antes de ingresar a UCIP	HEMODERIVADOSANTES	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
Reanimación cardiopulmonar antes de ingresar a UCIP	RCPANTES	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)

Tabla 1 ... CONTINUACIÓN

Variable	Abreviatura en la base de datos	Método de codificación y sus opciones para la NNRW
Procedimientos invasivos antes de ingresar a UCIP	INVASIVOPROCEDANTES	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
Tipo de invasiones (catéteres venosos centrales, catéteres de derivación ventrículo peritoneal)	TIPOINVASIVOANTES	Nominal politómica[9]
Tipo de admisión en UCIP	TIPOADMISIONUCI	Nominal dicotómica (Urgente/ No Urgente → 1/2)
Sistema orgánico afectado	SISTEMA	Nominal politómica[10]
Etiología de la enfermedad	ETIOLOGIA	Nominal politómica[11]
Presencia de shock	SHOCK	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
Desarrollo de infecciones asociadas a la atención en salud	IAAS EN UCI	Nominal dicotómica (Si/No → 1/2)
[1]Respiratoria→1, Cardiovascular→2, Sistema nervioso Central (SNC) →3, SN periférico→4, Hepática→5, Renal→6, Hematopoyética→7, Gastrointestinal→8, Ninguna solo riesgo→9, Múltiple y síndrome de respuesta inflamatoria sistémica (SRIS)→10.		
[2]Carbapenem y otros→1, Carbapenem mono→2, Cefalosporina mono→3, Combinaciones sin carbapenem→4, Monoterapia otros→5, Sin antibióticos→6.		
[3]UCEP→1, Sep-observa→2, Pisos→3, Obstetricia→4, Externo→5.		
[4]Cesarea→1, Exeresis→2, Drenaje→3, Cura quirúrgica→4, Control focco→5, Control hemorragia→6, Desobstrucción→7, Corrección malformación→8, Biopsia→9, Cuerpo extrañoà10, Ninguna→11.		
[5]Si→1, No→2, No precisado→3.		
[6]Ninguna→1, Cáncer→2, Encefalopatía→3, Cardiopatía→4, Neumopatía→5, Desnutrición→6, Nefropatía→7, Hepatopatía→8, Gastro enteropatía→9, Hematopoyética→10, Diabetes→11, Otras Endocrinopatías→12.		
[7]Menos de 24h→1, 1 A 2 días→2, 3 A 7 días→3, Mas De 7 días→4.		
[8]Si Monoterapia→1, Si Combinación→2, No→3.		
[9]Ninguno→1, Diálisis→2, Punción para drenar→3, Laparoscopia→4, Drenaje torácico→5, Broncoscopia→6, Endoscopia digestiva→7, Toracoscopia→8, Cateterismo→9, Biopsia→10, Cistografía→11.		
[10]Reproductivo→1, SNC→2, Gastrointestinal→3, Hepático→4, Hematopoyético→5, Respiratorio→6, Tegumentario→7.		
[11]Infección comunidad→1, IAAS→2, Neoplasia Solida→3, Linfoproliferativa→4, Traumaà5, Intoxicaciones-Emponzoñamiento→6, Autoinmune→7, Gestación→8, Congénitoà9, Aaq No Inf-Congeà10, Cuerpo extraño→11, Idiopática→12.		

ciente se contaminó o no con IAAS. Como función de activación para todas las capas se utilizó la sigmoide (22). Los pesos entre la capa de entrada y oculta se inicializaron aleatoriamente y permanecieron fijos durante el entrenamiento.

- Resultados generados en la fase de prueba prospectiva:
- Sensibilidad: 86,7% (IC95%: 75,2% - 98,2%)
- Especificidad: 87,1% (IC95%: 76,0% - 99,0%)
- VPP: 86,7% (IC95%: 75,2% - 98,2%)
- VPN: 87,1% (IC95%: 76,0% - 99,0%)
- Exactitud global: 87,1% (IC95%: 78,8% - 95,4%)
- AUC.ROC: 0,871 (IC95%: 0,732 - 1,0)

Estadístico Kappa de Cohen: 0,742 (error estándar = 0,121), indicando concordancia considerable.

La Tabla 3 muestra los valores de precisión y tiempo de cómputo asociados con los procesos de entrenamiento, validación y prueba de ML. La máquina elegida para la fase de prueba prospectiva fue la que tuvo mejor desempeño en cuanto a precisión en las fases de entrenamiento y validación. Estos resultados muestran que el tiempo promedio para obtener una predicción, durante la prueba prospectiva, fue inferior a 0,36 segundos, lo que demuestra la aplicabilidad práctica del modelo en entornos clínicos.

En la figura 1 se grafica el proceso de optimización para identificar el número óptimo de neuronas de la capa oculta de la NNRW creada para predecir la contaminación o no de un paciente luego de su permanencia en la UCIP. Su análisis indica que: a) El nivel de confianza en el conjunto de prueba aumenta más lentamente que en los conjuntos de entrena-

Tabla 2 Características de la hospitalización antes de la admisión en UCIP

Atención antes de la admisión en UCI	N	%
Ubicación antes de UCI		
Cuidados especiales del SEP*	16	51,6
Sala de observación del SEP*	10	32,3
Sala de emergencia obstétrica	3	9,7
Sala general de hospitalización	2	6,4
Cirugía antes de la admisión	15	48,4
Procedimientos invasivos†	6	19,4
Reanimación cardiopulmonar	3	9,7
Administración de hemoderivados	7	22,6
Administración de inmunomoduladores	2	6,5
Administración de corticoesteroides	11	35,5
Administración de antibióticos		
Cefalosporinas monoterapia	2	6,5
Cefalosporinas y carbapenem	6	19,4
Cefalosporina y otros	8	25,8
Otros en monoterapia	5	16,2
Otros en combinación	2	6,4
Ninguno	8	25,8
Quimioterapia	1	3,2
Nutrición parenteral	2	6,4
Catéter venoso central	17	54,8
Ventilación mecánica	21	67,7

Fuente: Datos de la investigación

*Servicio de emergencia pediátrica

†Diálisis peritoneal, drenaje de tórax

‡Rituximab, ciclosporina, inmunoglobulina

miento y validación, alcanzando un máximo que supera el 87% con 16 neuronas. Después de 16 neuronas, el nivel de confianza en el conjunto de prueba se mantiene estable. b) La NNRW desarrollada alcanza su mejor rendimiento con un número óptimo de neuronas, en la capa oculta, igual a 16.

DISCUSIÓN

Se demostró la viabilidad y eficacia de utilizar una NNRW para predecir el desarrollo de IAAS en pacientes de UCIP, la cual logró niveles de sensibilidad, especificidad y AUC que indican un excelente rendimiento diagnóstico según los criterios de Hosmer-Lemeshow (41).

Estos resultados son relevantes en el contexto de las UCIP, donde las IAAS constituyen un problema con alta morbimortalidad, lo que subraya la importancia de desarrollar herramientas de predicción aplicables, especialmente en entornos con recursos limitados.

Los hallazgos del presente estudio son consistentes con investigaciones recientes que han explorado el uso de algoritmos de ML en la predicción de infecciones en pacientes críticos (28,29). Aunque el modelo desarrollado muestra un rendimiento inferior, es importante destacar que aborda un espectro más amplio de IAAS y utiliza una metodología basada en NNRW, la cual difiere de la empleada en la literatura analizada (42-48). En estos estudios, se utilizó el algoritmo de retropropagación que es menos eficiente y no utiliza datos reales sino simulados, requiriendo la optimización de 5 parámetros; mientras que el modelo desarrollado en este estudio solo optimiza el parámetro L. Al mantener fijos los pesos ocultos, la NNRW requiere menos recursos computacionales para el entrenamiento, facilitando su implementación en entornos

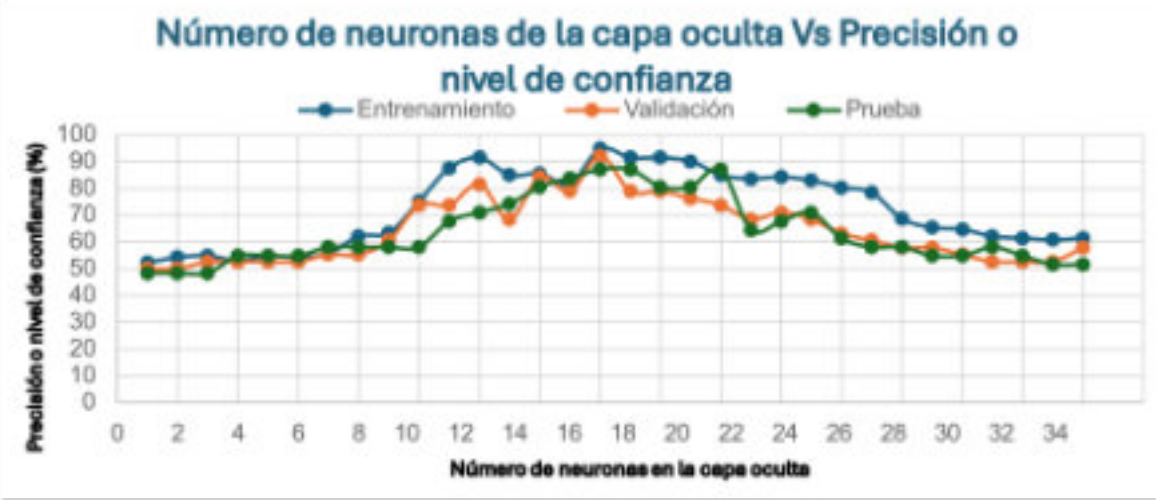


Figura 1. Desempeño de la red neural artificial durante el proceso de entonación de parámetros.
Fuente: Datos de la investigación

Tabla 3. Valores de precisión (Nivel de confianza) y tiempo de cómputo asociados con los procesos de entrenamiento, validación y prueba

	Precisión o Nivel de Confianza (%)			Tiempo de Cómputo (s)		
L	Entrenamiento	Validación	Prueba	Entrenamiento	Validación	Prueba
1	52,29	50,00	48,39	10,30	0,79	0,36
2	54,25	50,00	48,39	12,17	0,81	0,36
3	54,90	52,63	48,39	12,47	0,81	0,36
4	52,94	52,63	54,84	12,53	0,81	0,36
5	54,90	52,63	54,84	12,09	0,81	0,36
6	54,25	52,63	54,84	13,51	0,81	0,36
7	55,56	55,26	58,06	14,10	0,81	0,36
8	62,09	55,26	58,06	14,37	0,81	0,36
9	63,40	60,53	58,06	14,47	0,81	0,36
10	75,16	73,68	58,06	15,41	0,81	0,36
11	87,58	73,68	67,74	15,80	0,81	0,36
12	91,50	81,58	70,97	16,00	0,81	0,36
13	84,97	68,42	74,19	16,73	0,81	0,36
14	85,62	84,21	80,65	17,09	0,81	0,36
15	81,70	78,95	83,87	17,53	0,81	0,36
16	**94,77**	**92,11**	**87,10**	**17,73**	**0,81**	**0,33**
17	91,50	78,95	87,10	17,99	0,81	0,36
18	91,50	78,95	80,65	18,20	0,81	0,36
19	90,20	76,32	80,65	18,34	0,81	0,36
20	84,97	73,68	87,10	18,60	0,81	0,36
21	83,66	68,42	64,52	18,87	0,79	0,36
22	84,31	71,05	67,74	19,40	0,79	0,36
23	83,01	68,42	70,97	19,78	0,79	0,36
24	80,39	63,16	61,29	20,52	0,79	0,33
25	78,43	60,53	58,06	20,99	0,79	0,36
26	68,63	57,89	58,06	21,15	0,79	0,36
27	65,36	57,89	54,84	21,56	0,79	0,36
28	64,71	55,26	54,84	21,51	0,77	0,36
29	62,09	52,63	58,06	22,67	0,79	0,36
30	61,44	52,63	54,84	22,77	0,79	0,36
31	60,78	52,63	51,61	22,45	0,79	0,34
32	61,44	57,89	51,61	23,78	0,79	0,36

Fuente: Datos de la investigación

(demográficos, clínicos, de laboratorio y tendencias temporales de signos vitales) y detectar patrones complejos que no son evidentes en el análisis univariante. Esto concuerda con Liporaci y col, quienes señalan que la inclusión de la variación temporal de signos vitales y datos de laboratorio permite identificar cambios sutiles sugestivos de infección (48).

Existen modelos de predicción de riesgo de mortalidad en UCIP que se han desarrollado tradicionalmente (49,50), pero no están diseñados para predecir IAAS. Estudios recientes han incorporado técnicas de IA y ML, pero ninguna de ellas utiliza el enfoque desarrollado aquí, el cual está basado en NNRW (51-55). El presente estudio demuestra que los modelos NNRW pueden superar el problema de la eficiencia al incorporar variables relevantes para la predicción de infecciones al exhibir tiempos de cómputo altamente competitivos.

Ninguna variable individual mostró capacidad predictiva suficiente, lo que refuerza el valor del enfoque basado en ML que puede capturar interacciones complejas entre variables. Por ello, se puede afirmar que una característica distintiva del modelo desarrollado es su capacidad para funcionar como sistema de apoyo a la toma de decisiones clínicas, pudiendo generar alertas tempranas, lo cual es beneficioso para profesionales con menor experiencia. Además, el cortísimo tiempo promedio de procesamiento permite su aplicación en tiempo real.

Las limitaciones del estudio incluyen el tamaño muestral relativamente pequeño, el diseño unicéntrico que limita la generalización de los resultados y su naturaleza cuasi experimental, la cual puede introducir sesgos al interpretar los resultados.

Las implicaciones prácticas de este trabajo son sustanciales. La implementación de sistemas predictivos basados en ML podría transformar el enfoque preventivo de las IAAS, pasando de estrategias reactivas a proactivas. Esto es valioso en entornos con recursos limitados, donde la carga de IAAS es mayor y las consecuencias más severas.

Investigaciones futuras deberían enfocarse en la validación externa del modelo en múltiples centros, su integración con sistemas de historias clínicas electrónicas y la evaluación del impacto clínico y económico de la implementación de estos sistemas en la práctica clínica.

CONCLUSIONES

Este estudio demuestra que una máquina de aprendizaje automático basada en red neural con pesos aleatorios puede predecir eficazmente el desarrollo de IASS en pacientes de UCIP. La combinación de múltiples variables proporciona un rendimiento diagnóstico superior al de cualquier variable individual. Este es el primer estudio que utiliza una arquitectura NNRW para la predicción de IAAS en UCIP, representando una contribución original al campo de la IA aplicada a la medicina crítica pediátrica.

El modelo desarrollado tiene aplicabilidad clínica como sistema de apoyo a la toma de decisiones y a la detección temprana del riesgo de IAAS. Esta investigación ejemplifica cómo la integración de la IA puede abordar desafíos clínicos complejos en entornos de recursos limitados, representando un paso significativo hacia una medicina crítica pediátrica más predictiva, preventiva y personalizada.

REFERENCIAS

1. Centers for Disease Control and Prevention. National Healthcare Safety Network (NHSN) Patient Safety Component Manual. Atlanta: CDC; 2026. [Citado 5/1/2026]. Disponible en https://www.cdc.gov/nhsn/pdfs/pscmanual/pscmanual_current.pdf
2. Elward AM, Fraser VJ. Risk factors for nosocomial primary bloodstream infection in pediatric intensive care unit patients: a 2-year prospective cohort study. Infect Control Hosp Epidemiol. 2006;27(6):553-560.
3. Haque M, Sartelli M, McKimm J, Abu Bakar M. Health care-associated infections - an overview. Infect Drug Resist. 2018;11:2321-2333.
4. Vincent JL, Rello J, Marshall J, Silva E, Anzueto A, Martin CD, et al. International study of the prevalence and outcomes of infection in intensive care units. JAMA. 2009;302(21):2323-2329.
5. Rosenthal VD, Al-Abdely HM, El-Kholy AA, AlKhawaja SAA, Leblebicioglu H, Mehta Y, et al. International Nosocomial Infection Control Consortium report, data summary of 50 countries for 2010-2017: Device-associated module. Am J Infect Control. 2020; 48(4):423-432.
6. Antimicrobial Resistance Collaborators. Global burden of bacterial antimicrobial resistance in 2019: a systematic analysis. Lancet. 2022;399(10325):629-655.
7. Murray CJ, Ikuta KS, Sharara F, Swetschinski L, Robles Aguilar G, Gray A, et al. Global burden of bacterial antimicrobial resistance 1990-2021: a systematic analysis with forecasts to 2050. Lancet. 2024 Sep 28;404(10459):1199-1226.
8. Magill SS, Edwards JR, Bamberg W, Beldavs ZG, Dumyati G, Kainer MA, et al. Multistate point-prevalence survey of health care-associated infections. N Engl J Med. 2014 Mar 27;370(13):1198-1208.
9. Benscoter AL, Brilli RJ, Wheeler DS, Stalets EL. Healthcare-associated infections. In: Zimmerman JJ, Rotta AT, editors. Fuhrman & Zimmerman's Pediatric Critical Care. 6th ed. Philadelphia: Elsevier; 2021. p. 1284-1292.
10. Quasney MW, López-Fernández YM, Santschi M, Watson RS; Pediatric Acute Lung Injury Consensus Conference Group. The outcomes of children with pediatric acute respiratory distress syndrome. Pediatr Crit Care Med. 2015;16(5 Suppl 1): S118-31.
11. Pollack MM, Holubkov R, Funai T, Dean JM, Berger JT, Wessel DL, et al. The Pediatric Risk of Mortality Score: Update 2015. Pediatr Crit Care Med. 2016;17(1):2-9.
12. Liñan-Pitre K, Oñate-Castrillo K. Infecciones Asociadas a dispositivos médicos en unidades de cuidados intensivos de dos instituciones prestadoras de servicios de salud, Valledupar, 2022–2023. Valledupar: Universidad de Santander; 2024. [Citado 5/1/2026] Disponible en: https://repositorio.udes.edu.co/entities/publication/07874f32-a95a-427c-8589-37c0dc577d38
13. Centers for Disease Control and Prevention. National Healthcare Safety Network (NHSN) Patient Safety Component Manual. Atlanta: CDC; 2022. [Citado 5/1/2026]. Disponible en: https://www.cdc.gov/nhsn/pdfs/validation/2022/pcsmanual_2022_508.pdf
14. Rice LB. Federal funding for the study of antimicrobial resistance in nosocomial pathogens: no ESKAPE. J Infect Dis. 2008;197(8):1079-1081.
15. Tacconelli E, Carrara E, Savoldi A, Harbarth S, Mendelson M, Monnet DL, et al. Discovery, research, and development of new antibiotics: the WHO priority list of antibiotic-resistant bacteria and tuberculosis. Lancet Infect Dis. 2018;18(3):318-327.
16. Langford BJ, So M, Raybardhan S, Leung V, Westwood D, MacFadden DR, et al. Bacterial co-infection and secondary infection in patients with COVID-19: a living rapid review and meta-analysis. Clin Microbiol Infect. 2020;26(12):1622-1629.
17. Teo MY, Leu SW, Chiu LC, Chang KW, Wu BC, Chuang LP, et al. Predictors of mortality in critically ill patients with blood-stream infections caused by Klebsiella pneumoniae carbapenemase-producing K. pneumoniae [preprint en Internet]. Durham (NC): Research Square; 2024 [citado 2026 Ene 5]. Disponible en: https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3972279/v1 Chaubey VP, Pitout JD, Dalton B, Ross T, Church DL, Gregson DB. Clinical outcome of empiric antimicrobial therapy of bacteremia due to extended-spectrum beta-lactamase producing Escherichia coli and Klebsiella pneumoniae. BMC Res Notes. 2010;3:116.
18. Empaire GD, Guzman Siritt ME, Rosenthal VD, Pérez F, Ruiz Y, Díaz C, Di Silvestre G, Salinas E, Orozco N. Multicenter prospective study on device-associated infection rates and bacterial resistance in intensive care units of Venezuela: International Nosocomial Infection Control Consortium (INICC) findings. Int Health. 2017 Jan;9(1):44-49. doi:10.1093/inthealth/ihw049.
19. Rajpurkar P, Chen E, Banerjee O, Topol EJ. AI in health and medicine. Nat Med. 2022;28(1):31-38.
20. Topol EJ. Deep medicine: how artificial intelligence can make healthcare human again. 2nd ed. New York: Basic Books; 2023.
21. Gelvez-Almeida E. Mora M, Barrintos RJ, Hernández-García R, Vilches-Ponce K, Vera M. A review on large-scale data processing with parallel and distributed randomized extreme learning machine neural networks. Math. Comput. Appl. 29(40), 2024. [Citado 5/1/2026] Disponible en: https://www.mdpi.com/2297-8747/29/3/40.
22. Lin SR, Wu JH, Liu YC, Chiu PH, Chang TH, Wu ET, et al. Machine learning models to evaluate mortality in pediatric patients with pneumonia in the intensive care unit. Pediatr Pulmonol. 2024 May;59(5):1256-1265. doi: 10.1002/ppul.26897.
23. Drudi C, Mollura M, Lehman LH, Barbieri R. A reinfor-

cement learning model for optimal treatment strategies in intensive care: assessment of the role of cardiorespiratory features. IEEE Open J Eng Med Biol. 2024 19;5:806-815.
24. Velandia H, Pardo A, Vera MI, Vera M. Systematic Review of Artificial Intelligence and Electrocardiography for Cardiovascular Disease Diagnosis.Bioengineering 2025;. 12(11): 1248.
25. Figueroa-Gil LE, López-Cons IV, Orjuela-Cañón AD. Machine learning techniques for classifying cardiac arrhythmias. In: Flores Cuautle JDJA, Benítez-Mata B, Reyes-Lagos JJ, Hernandez Acosta HY, Ames Lastra G, Zuñiga-Aguilar E, Del Hierro-Gutierrez E, Salido-Ruiz RA, editores. 47th Mexican Conference on Biomedical Engineering - Proceedings of CNIB 2024 - Signal Processing and Bioinformatics. Cham: Springer Science and Business Media Deutschland GmbH; 2025. p. 27-39. (IFMBE Proceedings).
26. Pearce AK, Nemati S, Goligher EC, Hough CL, Holder AL, Wardi G,et al. Can we predict the future of respiratory failure prediction? Crit Care. 2025 Jun 19;29(1):253.
27. Jaffray J, Branchford B, Goldenberg N, Malvar J, Croteau SE, Silvey M,et al. Development of a risk model for pediatric hospital-acquired thrombosis: A report from the Children's Hospital-Acquired Thrombosis Consortium. J Pediatr. 2021;228:252-259.
28. Bakri S, Basheer S, Muhammad Zain Z, Ismail NHA, Nassar D, Alohali M, et al. Sepsis prediction using CNNBDLSTM and temporal derivatives feature extraction in the IoT medical environment. Comput Mater Continua. 2024;79:1-10.
29. De Corte T, Hoecke S, De Waele J. Artificial intelligence in infection management in the ICU. Crit Care. 2022;26(1):79.
30. Hedrick TE, Bickman L, Rog DJ. Applied research design: a practical guide. Newbury Park: Sage Publications; 1993.pp 152
31. Osborne JW, Overbay A. The power of outliers (and why researchers should always check for them). Pract Assess Res Eval. 2004;9(1):6.
32. Kuhn M, Johnson K. Applied Predictive Modeling. Nueva York: Springer; 2013.
33. He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Deep into rectifiers: surpassing human-level performance on imagenet classification. En: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2015:1026-1034.
34. IBM Corp. IBM SPSS Statistics for Windows, Version 28.0. Armonk: IBM Corp; 2021.
35. Aguiar G, Krawczyk B, Cano A. A survey on learning from imbalanced data streams: taxonomy, challenges, empirical study, and reproducible experimental framework. Mach Learn. 2023;113:1–79.
36. Allgaier J, Pryss R. Cross-Validation visualized: a narrative guide to advanced methods. Mach Learn Knowl Extr. 2024;6(2):1378-1388.
37. Collins GS, Dhiman P, Andaur Navarro CL, Ma J, Hooft L, Reitsma JB, et al. Protocol for development of a reporting guideline (TRIPOD-AI) and risk of bias tool (PROBAST-AI) for diagnostic and prognostic prediction model studies based on artificial intelligence. BMJ Open. 2021;11(7):e048008. doi:10.1136/bmjopen-2020-048008.
38. Van Calster B, Collins GS, Vickers AJ, Wynants L, Kerr KF, Barreñada L,et al. Evaluation of performance measures in predictive artificial intelligence models to support medical decisions: overview and guidance. Lancet Digit Health. 2025;7:100916.
39. Warrens MJ, de Raadt A, Bosker RJ, Kiers HAL. Weighted Kappa for interobserver agreement and missing data. Mach Learn Knowl Extr. 2025;7(1):18.
40. Hosmer DW, Lemeshow S. Applied Logistic Regression. 3ª ed. Nueva York: Wiley; 2013.
41. Hong N, Liu C, Gao J, Han L, Chang F, Gong M, Su L. State of the art of machine learning-enabled clinical decision support in intensive care units: Literature Review. JMIR Med Inform. 2022 Mar 3;10(3):e28781.
42. Fahim YA, Hasani IW, Kabba S, Ragab WM. Artificial intelligence in healthcare and medicine: clinical applications, therapeutic advances, and future perspectives. Eur J Med Res. 2025;30(1):848.
43. Sharma A, Lysenko A, Jia S, Boroevich KA, Tsunoda T. Advances in AI and machine learning for predictive medicine. J Hum Genet. 2024;69(10):487-497.
44. Rahman MM. Machine learning to predict critical events in pediatric care. JAMA Netw Open. 2025;8(5): e2513156.
45. Mentasti I, Carrara M, Ferrario M. Predicting the clinical evolution of septic patients from routinely collected data and vital signs variability using machine learning. Physiol Meas. 2025;46(7).
46. Esposito S, Mucci B, Alfieri E, Tinella A, Principi N. Advances and challenges in pediatric sepsis diagnosis: integrating early warning scores and biomarkers for improved prognosis. Biomolecules. 2025; 15(1):123.
47. Liporaci F, Abreu L, Silva R, Oliveira C. A machine learning model for the early diagnosis of bloodstream infection in patients admitted to the pediatric intensive care unit. PLoS One. 2024;19(5):e0299884. doi:10.1371/journal.pone.0299884.
48. Slater A, Shann F, Pearson G; Paediatric Index of Mortality (PIM) Study Group. PIM2: a revised version of the Pediatric Index of Mortality. Intensive Care Med. 2003;29(2):278-285.
49. Shi X, Wang X, Yang H, Fan X, Liu G, Song Y, et al. Accurate prediction of sepsis from pediatric emergency department to PICU using a machine-learning model. Front Pediatr. 2025; eCollection 2025.
50. Shen L, Wu J, Lan J, Chen C, Wang Y, Li Z. Interpretable machine learning-based prediction of 28-day mortality in ICU patients with sepsis: a multicenter retrospective study. Front Cell Infect Microbiol. 2025;15:1500326.
51. Nidamanuri S, Bhosale Y, Kadam J, Jijaba, Kumar B, Malathi L. Neonatal sepsis prediction using AI-based vital sign analysis in NICUs: a multicenter retrospective study. Vasc Endovascular Rev. 2025;8:375-382.
52. Mesinovic M, Watkinson P, Zhu T. Explainability in the

age of large language models for healthcare. Commun Eng. 2025;4:128.
53. Mehraeen E, Siami H, Montazeryan S, Molavi R, Ahmadipour A. Artificial intelligence challenges in the healthcare industry: a systematic review of recent evidence. Healthc Technol Lett. 2025;12(1):e70017.
54. Kim JH, Cho EY, Choi Y, Won JY, Cheon SH, Kim YA, et al. Deep learning-based early warning systems in hospitalized patients at risk of Code Blue events and length of stay: retrospective real-world implementation study. JMIR Med Inform. 2025;13:e72232.