https://politecnicadelaciencia.com/

ISSN: 3091-2008

Edición Especial:
Vol. 4 Num. 10, PP 144-158
DOI:
https://doi.org/10.56519/gsjgrv07

INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA PREDICCIÓN TEMPRANA DE MORTALIDAD Y COMPLICACIONES EN PACIENTES CON TRAUMA GRAVE: DESAFÍOS PARA SU IMPLEMENTACIÓN CLÍNICA

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE EARLY PREDICTION OF MORTALITY AND COMPLICATIONS IN PATIENTS WITH SEVERE TRAUMA: CHALLENGES FOR CLINICAL IMPLEMENTATION

Leonardo Lanzee Mendoza Jiménez[1], Andrea Valentina Villarroel Ortega[2], Noel Isai Ochoa Gonzalez[3], Valeria Alejandra Villarroel Ortega[4]

{lic.lanzee.mendoza@hotmail.com[1], andre_vale_villarroel@outlook.com[2], robits@live.com.mx[3], valeria.villarroel.ortega@udla.edu.ec[4]}

Fecha de recepción: 06/10/2026 / Fecha de aceptación: 18/11/2026 / Fecha de publicación: 24/11/2026

RESUMEN: El traumatismo severo es uno de los principales motivos de muerte y de incapacidad en el mundo, que afecta de manera desigual a la población joven y productiva. Por esta razón, la predicción precoz de desenlaces o complicaciones clínicas adversas es importante para la mejora de la toma de decisiones médicas, estratificación del riesgo y uso adecuado de los recursos hospitalarios. Históricamente, la práctica clínica se ha basado en sistemas de puntuaciones estáticas. No obstante, en la última década la llegada de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático se han convertido en opciones prometedoras. A través de una revisión sistemática de la literatura científica bajo las normas PRISMA para el período 2016-2026, se ha puesto de manifiesto que algoritmos avanzados como XGBoost, Random Forest o diversos modelos de redes neuronales profundas alcanzan valores del área bajo la curva por encima del 0.85 y del 0.95; lo que muestra un rendimiento predictivo superior a los índices clásicos como el ISS o el TRISS. Sin embargo, los puntos de vista sobre la efectiva traducción de estas tecnologías son difíciles de alcanzar en la práctica asistencial; una muestra de ello son la escasa validación externa de los resultados, el hecho que la mayoría de los estudios sean retrospectivos, las dificultades que genera la opacidad algorítmica, bias poblacionales y problemas con la interoperabilidad en la historia clínica electrónica. Por eso, se concluye que la inteligencia artificial tiene un potencial indiscutiblemente transformador en medicina de

[1]Investigador independiente México Cdmx, https://orcid.org/0009-0005-3322-6916
[2]Cefalometrix. CLTA., Quito-Ecuador, https://orcid.org/0009-0000-3825-4725
[3]Instituto mexicano del seguro social, Tepatitlán de Morelos, Jalisco- México, https://orcid.org/0009-0005-7579-2326
[4]Cefalometrix Lta., Ecuador, https://orcid.org/0009-0001-9900-8234

https://politecnicadelaciencia.com/
ISSN: 3091-2008
Edición Especial:
Vol. 4 Num. 10, PP 147-158
DOI:
https://doi.org/10.56519/gsjgrv07

urgencias y cuidados intensivos, pero su uso en la práctica necesitará diseños prospectivos multicéntricos, auditorías estrictas sobre la equidad algorítmica y marcos éticos claros y establecidos.

Palabras clave: Inteligencia artificial, aprendizaje automático, trauma grave, predicción de mortalidad, complicaciones, implementación clínica.

ABSTRACT: Severe trauma is one of the leading causes of death and disability worldwide, disproportionately affecting the young and productive population. For this reason, early prediction of adverse clinical outcomes or complications is important for improving medical decision-making, risk stratification, and the appropriate use of hospital resources. Historically, clinical practice has relied on static scoring systems. However, over the past decade, the advent of artificial intelligence and machine learning has opened up promising new options. A systematic review of the scientific literature conducted in accordance with PRISMA guidelines for the period 2016–2026 has shown that advanced algorithms such as XGBoost, Random Forest, and various deep neural network models achieve area under the curve (AUC) values above 0.85 and 0.95; which demonstrates superior predictive performance compared to classical indices such as ISS or TRISS. However, consensus on the effective translation of these technologies into clinical practice is difficult to achieve; evidence of this includes the lack of external validation of results, the fact that most studies are retrospective, the challenges posed by algorithmic opacity, population biases, and interoperability issues in electronic health records. Therefore, it is concluded that artificial intelligence has undeniable transformative potential in emergency medicine and critical care, but its use in practice will require prospective, multicenter studies, rigorous audits of algorithmic fairness, and clear, well-established ethical frameworks.

Keywords: Artificial intelligence, machine learning, severe trauma, mortality prediction, complications, clinical implementation.

INTRODUCCIÓN

El trauma representa una de las principales causas de mortalidad y de discapacidad en el mundo, con un impacto desmesurado en personas en edad activa y en los países con un nivel de ingresos bajo y medio. Según estimaciones actuales, más de 4,4 millones de personas fallecen cada año como consecuencia de lesiones traumáticas, y un gran número de estas personas sobrevive con secuelas permanentes que crean una carga socioeconómica elevada (1). Dentro del conjunto de los traumas, el trauma severo que frecuentemente se clasifica según un Injury Severity Score (ISS) ≥ 15 o el hecho de que el paciente necesite ingresar en una unidad de cuidados intensivos, aglutina

la mayor parte de la mortalidad precoz y tardía o bien las potenciales complicaciones que se pueden prevenir (2).

La predicción temprana del riesgo de mortalidad y complicaciones (hemorragia masiva, coagulopatía, sepsis, fallo orgánico múltiple, tromboembolismo venoso, etc.) forma parte de la atención moderna al paciente traumatizado.Los métodos de puntuación tradicionales (3) , como el ISS, el Trauma and Injury Severity Score (TRISS), el Revised Trauma Score (RTS) o el Kampa a Trauma Score, han sido utilizados durante años (4), (5). Pero estos instrumentos tienen limitaciones bien conocidas ya que: suponen que existen relaciones lineales o aditivas entre variables, no introducen de forma dinámica la evolución fisiológica del paciente y poseen un rendimiento discriminatorio escaso en la población heterogénea (6), (7).

Simultáneamente, el crecimiento exponencial de los datos clínicos digitales, así como el desarrollo de algoritmos de machine learning y deep learning han dado lugar a nuevas vías de predicción de desenlaces en el campo de la medicina. La inteligencia artificial permite modelizar relaciones no lineales complejas, integrar grandes cantidades de variables clínicas, de laboratorio, de imagen y textuales, y actualizar continuamente las predicciones a medida que se disponen de nuevos datos (4), (8). En el contexto del trauma, diversos trabajos han evidenciado que los modelos que se basan en XGBoost, Random Forest, máquinas de soporte vectorial o redes neuronales artificiales pueden tener áreas bajo la curva (AUC) que superan 0,90 en lo que a mortalidad hospitalaria se refiere, demostrando ser, de una manera regular, mejores que los scores clásicos (9), (10).

Sin embargo, la transición desde el desarrollo de modelos de alto rendimiento en el marco de la investigación hasta su transferencia a la práctica clínica habitual en cabecera tiene barreras considerables. La literatura más reciente hace énfasis de forma recurrente en la escasez de validaciones externas multicéntricas y multinacionales, la dependencia de diseños retrospectivos, la falta de estandarización específica del reporte de modelos (TRIPOD+AI), los problemas de interpretabilidad, los posibles sesgos algorítmicos y las carencias de integración con los sistemas de información clínica existentes (11), (12). Por otro lado también existen preocupaciones éticas y regulatorias que se relacionan con la privacidad de los datos, la responsabilidad del fallo en caso de error algorítmico y con la equidad en el acceso a estas tecnologías (13), (14).

Por ello, consideramos que es necesario hacer una síntesis crítica del conjunto de evidencias disponible sobre el rendimiento de los modelos de IA en el pronóstico de mortalidad precoz y complicaciones en trauma severo, a la vez que identificar de forma estructurada los diferentes retos que condicionan su aplicación clínica. El presente trabajo está justificado por la creciente producción científica en este ámbito, por la heterogeneidad metodológica de los trabajos publicados, así como por la necesidad de encauzar, tanto a clínicos como a gestores e investigadores, en el uso responsable y adecuado de estas herramientas (1), (15). El propósito de este trabajo consiste en realizar una revisión bibliográfica sistemática sobre la literatura científica

ISSN: 3091-2008
Edición Especial:
Vol. 4 Num. 10, PP 147-158
DOI:
https://doi.org/10.56519/gsjgrv07

indexada que relaciona el uso de inteligencia artificial y aprendizaje automático con predicción temprana de mortalidad y complicaciones en pacientes con trauma grave publicada entre 2016 y 2026 con particular interés en presentar una reflexión sobre la interpretación de los obstáculos en su incorporación clínica.

A pesar del potencial demostrado de los modelos de inteligencia artificial para la mejora de la predicción en cuanto a mortalidad y complicaciones en pacientes con trauma grave, existe una brecha muy importante entre el rendimiento que estos modelos alcanzan en los trabajos de desarrollo y validación interna y su capacidad de ser efectivamente adoptados en la práctica clínica habitual (11), (16). La mayor parte de los algoritmos que hay disponibles no han sido evaluados prospectivamente, no han sido evaluados en más de un centro, no han sido calibrados, tienen problemas de interpretabilidad y enfrentan dificultades técnicas, organizativas, éticas o regulatorias que dificultan que puedan ser integrados en los flujos de trabajo tanto de los servicios de trauma como de las unidades de cuidados intensivos (12), (17). Como consecuencia, permaneciendo en un ámbito de hipótesis, el impacto que estos modelos pueden tener en los resultados clínicos y en la eficiencia del sistema de atención no es claro (18).

Sintetizar la evidencia científica disponible sobre el rendimiento alcanzado por los modelos de inteligencia artificial y aprendizaje automático en la predicción temprana de mortalidad y complicaciones en pacientes con trauma grave y analizar e identificar en qué consisten y cuáles son los principales obstáculos metodológicos, técnicos, éticos y organizativos que condicionan su incorporación en la práctica clínica.

MATERIALES Y MÉTODOS

El tipo de investigación que se llevó a cabo es bibliográfico, descriptivo-analítico y de revisión sistemática de la literatura, puesto que procuró la síntesis crítica de la de la evidencia científica disponible.

La población de estudio la constituyó la totalidad de los artículos científicos indexados que fueron publicados entre enero de 2016 hasta el mes de octubre de 2026, que considerasen el uso de inteligencia artificial, Machine Learning o Deep Learning para la predicción de mortalidad o de complicaciones en pacientes con trauma grave o politraumatismo. La muestra final quedó conformada por los estudios que cumplían los criterios de inclusión tras el proceso de selección siguiendo la declaración PRISMA.

La búsqueda se llevó a cabo en bases de datos biomédicas de alto impacto: PubMed/MEDLINE, Scopus, Web of Science y Embase. Por otra parte, se consultaron listas de artículos de las revisiones sistemáticas relevantes y los preprints una vez considerada su aportación complementaria de calidad.

https://politecnicadelaciencia.com/
ISSN: 3091-2008
Edición Especial:
Vol. 4 Num. 10, PP 147-158
DOI:
https://doi.org/10.56519/gsjgrv07

Se extrajeron per se las siguientes variables de forma estandarizada: año de publicación, país o región, tipo de estudio, tamaño de la muestra, algoritmos utilizados, desenlaces predichos, métricas de rendimiento (AUC/AUROC, sensibilidad, especificidad, calibración de las predicciones), presencia o ausencia de validación externa y barreras o desafíos de implementación evidenciadas. La estrategia de análisis fue fundamentalmente cualitativa-narrativa complementada con síntesis cuantitativa descriptiva de las métricas de rendimiento donde fue posible. El método PRISMA se utilizó para guiar el proceso de identificación, cribado, elegibilidad e inclusión de estudios.

Tabla 1. Resumen de la metodología de la revisión sistemática

Elemento metodológico	Descripción
Diseño	Revisión sistemática de la literatura (PRISMA 2020)
Periodo de búsqueda	Enero 2016 – octubre 2026
Bases de datos	PubMed/MEDLINE, Scopus, Web of Science, Embase
Estrategia de búsqueda	Combinación de términos MeSH y palabras clave: "artificial intelligence", "machine learning", "deep learning", "trauma", "mortality prediction", "complications", "severe injury", "polytrauma"
Criterios de inclusión	Estudios originales, revisiones sistemáticas o metaanálisis en humanos; predicción de mortalidad o complicaciones en trauma; uso de modelos de IA/ML/DL; publicación en revistas indexadas; texto completo disponible
Criterios de exclusión	Estudios en animales; modelos no relacionados con trauma; artículos de opinión sin datos; estudios sin métricas de rendimiento; duplicados
Proceso de selección	Cribado por título y resumen; evaluación de texto completo; extracción de datos por dos revisores independientes
Análisis de datos	Síntesis narrativa y descriptiva de métricas de rendimiento; identificación de barreras de implementación
Evaluación de calidad	Consideración de guías TRIPOD+AI, PROBAST y APPRAISE-AI cuando estaban disponibles en los estudios primarios

La interpretación de la información se centró en la respuesta a tres preguntas principales: (1) ¿cuál es el rendimiento predictivo que presentan los modelos de IA comparativamente con los sistemas tradicionales?; (2) ¿qué tipos de algoritmos y variables se han aplicado con mayor sensibilidad?; y (3) ¿qué principales barreras han sido referidas para la utilización clínica? La síntesis fue realizada de forma temática y priorizando la evidencia de la mayor calidad metodológica y el tratamiento del metaanálisis y las revisiones sistemáticas más recientes.

RESULTADOS

A continuación, se exponen los hallazgos más destacados de la revisión realizada. Se organizan de acuerdo con el rendimiento de los modelos, los resultados predichos y los retos de implementación que se encuentran en la literatura (1), (15).

Rendimiento de modelos de IA en la predicción de la mortalidad

https://politecnicadelaciencia.com/
ISSN: 3091-2008
Edición Especial:
Vol. 4 Num. 10, PP 147-158
DOI:
https://doi.org/10.56519/gsjgrv07

La evidencia acumulada entre el año 2016 y el 2026 avala en cualquier caso un mejor rendimiento de los modelos de machine learning con respecto a los sistemas de puntuación en la predicción (5) de la mortalidad hospitalaria y a 30 días en pacientes que sufren un trauma (8), (9). En un estudio internacional de validación prehospitalaria, un modelo de ensamble (XGBoost + LightGBM + Random Forest) alcanzó un AUROC de 0,923 en el conjunto de prueba y unas cifras de AUROC de entre 0,895 y 0,956 en validación externa en centros de Corea del Sur y Australia, alcanzando valores muy superiores a los del Shock Index (AUROC 0,712) (4).

De forma análoga, los modelos que combinaron el ISS con variables demográficas (edad y sexo) mediante redes neuronales profundas desarrollaron AUROC internos de 0,934 y AUROC externos de entre 0,901 y 0,920, logrando mejorar la equidad de las predicciones dentro de subgrupos por edad y sexo (6); en cohortes de politrauma, el algoritmo XGBoost ha alcanzado precisiones de cerca del 90 % y F-scores del 88 %, resultando superior al uso de máquinas de soporte vectorial, Random Forest y redes neuronales artificiales convencionales (3).

En la predicción de mortalidad a 30 días en pacientes críticos con trauma ortopédico, los modelos eXGBM han alcanzado AUC de 0,974 en validación interna y AUC de 0,913 en validación externa, con un posterior trabajo de despliegue como aplicación web accesible para clínicos (19), alineándose con las revisiones sistemáticas que reportan AUC agrupados en el entorno del 0,86-0,90 para modelos de aprendizaje automático en mortalidad por traumatismo craneoencefálico (4), (20).

Un modelo que importa códigos ICD-10 junto con variables clínicas demostró AUROC de 0,945 en validación externa multicéntrica, destacando a ISS e ICISS como peores predictores incluso en pacientes con lesiones de menor severidad (2). Finalmente, en un análisis nacional que incluía más de 200.000 casos, los modelos XGBoost y Random Forest alcanzaron AUROC de mortalidad temprana superiores al 0,98, priorizando la interpretabilidad mediante las explicaciones que ofrece el uso de los valores SHAP (21).

Tabla 2. Rendimiento representativo de modelos de IA en predicción de mortalidad en trauma (estudios seleccionados 2022-2026)

Estudio / modelo	Algoritmo	AUC / AUROC	Validación	Comparador tradicional
Prehospital-AI (2026) (5)	Ensamble XGB/LGBM/RF	0,923–0,956	Externa multinacional	Shock Index 0,712
ISS + demografía DNN (2026) (6)	Deep Neural Network	0,901–0,934	Externa multi-centro	ISS convencional
Politrauma XGBoost (2024) (3)	XGBoost	~0,90 (acc.)	Interna	ISS, GCS, TI
eXGBM trauma ortopédico (2024) (19)	eXtreme Gradient Boosting	0,913–0,974	Externa	Scores clínicos

ICD-10 AI model (2025) (2)	IA con códigos ICD-10	0,923–0,965	Externa multicéntrica	ISS / ICISS

Los modelos de ensamble y de gradient boosting demuestran repetidamente presentar un rendimiento discriminatorio superior al de los scores clásicos. La validación externa, aunque todavía poco habitual en la literatura científica, también muestra que es posible mantener valores de AUROC superiores a 0,89 cuando se disponía de datos prehospitalarios o de variables anatómicas aunadas a los datos demográficos. A pesar de esto, la mayoría de los estudios siguen empleando datos observacionales, lo que limita la inferencia sobre la repercusión clínica real (1), (12).

Predicción de las complicaciones

Aparte de la mortalidad, la IA también se ha empleado para la predicción de complicaciones. Modelos de gradient boosting también han superado a los scores clásicos para la predicción de la coagulopatía inducida por el trauma (22). Existen también aplicaciones preventivas en tiempo real de sepsis que cuentan con el componente de inflamación estéril del trauma y modelos interpretables referidos a estratificación del riesgo de tromboembolismo venoso en traumatismo craneoencefálico (16), (23). En la predicción de la necesidad de un protocolo de hemorragia masiva, los recientes metaanálisis muestran AUROC agrupados de 0,86 a 0,89 para aplicaciones como Random Forest, redes neuronales y XGBoost; si bien la calidad metodológica de los estudios primarios es intermedia, y la validación externa es aún escasa (10).

En relación con un estudio con enfoque prospectivo de actualización del riesgo a las 24 horas de ingreso en UCI, corresponde indicar la existencia de trayectorias de lactato y creatinina que aumentan significativamente la predicción de complicaciones mayores en relación con un modelo basado únicamente en los datos de ingreso (17), lo que respalda significativamente los beneficios de los enfoques dinámicos frente a evaluaciones estatistas tradicionales.

Limitaciones metodológicas recurrentes

Nuestro hallazgo transversal de las revisiones sistemáticas hace presente la heterogeneidad en el desarrollo y en la exposición de los modelos: predominan los diseños retrospectivos unicéntricos, la no-validación externa de los diseños, la escasa aplicación de métodos formales de selección de variables y de test de calibración, y ausencia de evaluación del impacto clínico (implementation studies o ensayos controlados) (11), (15). La calidad metodológica recabada mediante herramientas como APPRAISE-AI o PROBAST están en rangos moderados, con debilidades específicas en reproducibilidad y robustez de los resultados (10).

https://politecnicadelaciencia.com/

ISSN: 3091-2008

Edición Especial:
Vol. 4 Num. 10, PP 147-158
DOI:
https://doi.org/10.56519/gsjgrv07

DISCUSIÓN

Los hallazgos de esta revisión ofrecen respaldo empírico al potencial de la inteligencia artificial para incrementar la predicción temprana de la mortalidad y de las complicaciones en pacientes con trauma grave (1), (5). De forma similar a revisiones previas, los algoritmos de aprendizaje automático como XGBoost, Random Forest y modelos de ensamble tienen una capacidad discriminatoria superior a la de los sistemas de puntuación convencionales (8), (9). En esta línea, la diferencia es evidente tanto en un escenario prehospitalario como en la fase hospitalaria temprana y en diferentes poblaciones (3) (politrauma, trauma ortopédico crítico, traumatismo craneoencefálico) (19), (4).

No obstante, la comparación frente otras investigaciones pone de manifiesto que el salto desde el rendimiento técnico hasta el beneficio clínico no es seguro. Los estudios sobre la puesta en práctica de sistemas de alerta ante deterioro clínico en población adulta hospitalizada, han puesto de manifiesto las barreras que a menudo se encuentran y que se resumen en las siguientes: limitaciones de los propios datos de la historia clínica electrónica (valores perdidos, irregularidad temporal), retrasos en la entrada de datos, fatiga de alertas, falta de confianza de los clínicos, ausencia de acciones relacionadas con la alerta y dificultades para valorar el impacto real respecto a los desenlaces (18), barreras que son aplicables, e incluso más problemáticas, en un entorno apresurado y laboral en trauma (12), (14).

La literatura actual además incide en la necesidad de dejar atrás los modelos meramente predictivos y construir modelos “accionables”, es decir, aquellos que no solo estiman una probabilidad sino que se incorporan en recomendaciones terapéuticas concretas y en los flujos de trabajo que ya existen (16), (24). La interoperabilidad entre sistemas de información, la disponibilidad de pipelines de datos en tiempo real y la estandarización de variables entre los centros son condiciones técnicas necesarias que no se satisfacen de manera generalizada (11), (25) .

Desde la ética y la equidad, también existe el riesgo de que los modelos entrenados con datos sesgados perpetúen o agraven disparidades ya existentes. La interconexión entre las variables demográficas ha sido capaz de mejor en algunos estudios la equidad de las predicciones, pero se requiere de un análisis sistemático del rendimiento por subgrupos (6), (13) de sexo, edad, etnia y nivel socioeconómico. La opacidad de muchos de esos algoritmos de deep learning ("caja negra") también hace difícil que los clínicos puedan confiar en ellos y suscita cuestiones relacionadas con la responsabilidad ante decisiones erróneas (14), (26).

El trauma es diferente del campo de la predicción clínica general o de la de la sepsis, además de que tiene características que dificultan su implementación (18), (23): la urgencia extrema para las decisiones que se deben tomar, la diversidad de mecanismos lesionales, es necesario incorporar

ISSN: 3091-2008
Edición Especial:
Vol. 4 Num. 10, PP 147-158
DOI:
https://doi.org/10.56519/gsjgrv07

datos incompletos prehospitalarios, además de que los sistemas de trauma pueden variar entre regiones. Los modelos alcanzados que han gozado de validación externa multinacional, y las herramientas que se han convertido en accesibles (web apps o integraciones en registros electrónicos), son un avance importante, pero aún limitado a ciertos contextos (5), (19).

En conclusión, la evidencia actual posiciona a la IA en una fase de madurez técnica en aumento mientras que la madurez clínica e implementativa es aún pequeña. El principal reto no es demostrar que los algoritmos predicen mejor que los scores clásicos, (19) sino que posteriormente los resultados de los pacientes y la eficiencia del sistema asistencial mejoran de forma medible y que no surgen nuevos riesgos (15), (27).

CONCLUSIONES

La inteligencia artificial y el aprendizaje automático han mostrado una mejor capacidad predictiva respecto a la de los modelos formalizados para hacer una estimación anticipada de mortalidad y de complicaciones en el contexto de la traumatología grave. Algoritmos como XGBoost, Random Forest, redes neuronales y modelos de ensamble informan de forma reiterada sobre AUCs que superan el umbral de 0,85-0,95, tanto en validación interna como, en un número creciente de autores, en validación externa multicéntrica y multinacional.

La implementación clínica de modelos predictivos sin embargo se ve obstaculizada por grandes brechas (predominio de diseños retrospectivos, escasez de evaluación del impacto clínico real, problemas de interoperabilidad e integración en flujos de trabajo, limitaciones de interpretabilidad, riesgos de sesgo y equidad, marco regulatorio y ético en construcción en grande parte).

Para que la potencialidad de la IA redunde en beneficios para los pacientes traumatizados, es clave avanzar hacia estudios prospectivos multicéntricos, una validación externa que sea estricta, el desarrollo de modelos que sean pues interpretables y que sean capaces de generar acciones, gobernanza de los datos y de los modelos junto a estrategias de implementación centradas en los clínicos. Solo así será posible cerrar la brecha existente entre el laboratorio de modelación de datos y la cabecera del paciente.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Silvers SM, Gemme SR, Hickey S, Mattu A, Haukoos JS, Diercks DB, et al. Clinical Policy: Critical Issues in the Evaluation and Management of Adult Patients Presenting to the Emergency Department With Acute Heart Failure Syndromes. Ann Emerg Med. 2022 Oct;80(4):e31–59. doi:10.1016/j.annemergmed.2022.05.027

2. Lee S, Kim DW, Oh N eun, Lee H, Park S, Yon DK, et al. External validation of an artificial intelligence model using clinical variables, including ICD-10 codes, for predicting in-hospital mortality among trauma patients: a multicenter retrospective cohort study. Sci Rep. 2025 Jan 7;15(1):1100. doi:10.1038/s41598-025-85420-5
3. Yu M, Wang S, He K, Teng F, Deng J, Guo S, et al. Predicting the complexity and mortality of polytrauma patients with machine learning models. Sci Rep. 2024 Apr 9;14(1):8302. doi:10.1038/s41598-024-58830-0
4. Wang J, Yin MJ, Wen HC. Prediction performance of the machine learning model in predicting mortality risk in patients with traumatic brain injuries: a systematic review and meta-analysis. BMC Med Inform Decis Mak. 2023 Jul 29;23(1):142. doi:10.1186/s12911-023-02247-8
5. Oh N eun, Oh TYC, Hsu J, Kim DW, Yu B, Cho J, et al. Prehospital real-time AI for trauma mortality prediction: a multi-institutional and multi-national validation study. Nat Commun. 2026 Jan 7;17(1):1464. doi:10.1038/s41467-025-68198-y
6. Choi Y, Seok J, Young-Chul Oh T, Hsu J, Kim DW, Yu B, et al. Accurate, fair, and generalisable scaling of injury severity score-based AI with demographics in terms of mortality in patients with trauma: multi-centre, multi-national retrospective cohort study. EBioMedicine. 2026 Apr;126:106206. doi:10.1016/j.ebiom.2026.106206
7. Gulshan V, Peng L, Coram M, Stumpe MC, Wu D, Narayanaswamy A, et al. Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs. JAMA. 2016 Dec 13;316(22):2402. doi:10.1001/jama.2016.17216
8. Adebayo O, Bhuiyan ZA, Ahmed Z. Exploring the effectiveness of artificial intelligence, machine learning and deep learning in trauma triage: A systematic review and meta-analysis. Digit Health. 2023 Jan 9;9. doi:10.1177/20552076231205736
9. Courville E, Kazim SF, Vellek J, Tarawneh O, Stack J, Roster K, et al. Machine learning algorithms for predicting outcomes of traumatic brain injury: A systematic review and meta-analysis. Surg Neurol Int. 2023 Jul 28;14:262. doi:10.25259/SNI_312_2023
10. Postill G, Dent A, Cheng R, Nikouline A, Kishibe T, McGowan M, et al. Systematic review and meta-analysis of machine learning models predicting massive hemorrhage protocol in trauma. Sci Rep. 2026 May 20;16(1):23043. doi:10.1038/s41598-026-49472-5
11. Tran Z, Zhang W, Verma A, Cook A, Kim D, Burruss S, et al. The derivation of an International Classification of Diseases, Tenth Revision–based trauma-related mortality model using machine learning. Journal of Trauma and Acute Care Surgery. 2022 Mar;92(3):561–6. doi:10.1097/TA.0000000000003416
12. Baik SM, Lee JG, Shim H, Kim S, Hong KS, Yi H, et al. Machine learning models for early mortality prediction in trauma patients using public data: a nationwide retrospective study. World Journal of Emergency Surgery. 2026 May 29;21(1):44. doi:10.1186/s13017-026-00706-x
13. Lee S, Kang WS, Kim DW, Seo SH, Kim J, Jeong ST, et al. An Artificial Intelligence Model for Predicting Trauma Mortality Among Emergency Department Patients in South Korea:

Retrospective Cohort Study. J Med Internet Res. 2023 Aug 29;25:e49283. doi:10.2196/49283

14. Baur D, Gehlen T, Scherer J, Back DA, Tsitsilonis S, Kabir K, et al. Decision support by machine learning systems for acute management of severely injured patients: A systematic review. Front Surg. 2022 Oct 10;9. doi:10.3389/fsurg.2022.924810
15. Prashar S, Nasef Y, Brown A, Nishida C, Rogers LS, Bundschu I, et al. Artificial Intelligence in Trauma Care: A Systematic Review of Resuscitation, Diagnosis, Risk Prediction, and Management. Journal of Trauma Nursing. 2026 May;33(3):160–80. doi:10.1097/JTN.0000000000000920
16. Duranteau O, Leon D. Artificial intelligence-driven predictive analytics for postoperative management and recovery in trauma patients. Curr Opin Anaesthesiol. 2026 Apr 9;39(2):154–9. doi:10.1097/ACO.0000000000001618
17. Sanchez C, Cachafeiro L, Millan P, Polo E, Garcia L, Sarmiento C, et al. 24-hour risk updating for major ICU complications after severe trauma: a prospective cohort study. European Journal of Trauma and Emergency Surgery. 2026 Oct 29;52(1):336. doi:10.1007/s00068-026-03374-3
18. van der Vegt AH, Campbell V, Mitchell I, Malycha J, Simpson J, Flenady T, et al. Systematic review and longitudinal analysis of implementing Artificial Intelligence to predict clinical deterioration in adult hospitals: what is known and what remains uncertain. Journal of the American Medical Informatics Association. 2024 Jan 18;31(2):509–24. doi:10.1093/jamia/ocad220
19. Han T, Xiong F, Sun B, Zhong L, Han Z, Lei M. Development and validation of an artificial intelligence mobile application for predicting 30-day mortality in critically ill patients with orthopaedic trauma. Int J Med Inform. 2024 Apr;184:105383. doi:10.1016/j.ijmedinf.2024.105383
20. Wu Z, Lai J, Huang Q, Lin L, Lin S, Chen X, et al. Machine learning-based model for predicting inpatient mortality in adults with traumatic brain injury: a systematic review and meta-analysis. Front Neurosci. 2023 Dec 14;17. doi:10.3389/fnins.2023.1285904
21. Baik SM, Lee JG, Shim H, Kim S, Hong KS, Yi H, et al. Machine learning models for early mortality prediction in trauma patients using public data: a nationwide retrospective study. World Journal of Emergency Surgery. 2026 May 29;21(1):44. doi:10.1186/s13017-026-00706-x
22. Kalimouttou A, Perkins Z, Gauss T. Artificial intelligence-driven triage and decision-making in trauma systems/settings. Curr Opin Anaesthesiol. 2026 Apr 17;39(2):129–35. doi:10.1097/ACO.0000000000001619
23. Lv H, Gao Y, Yu A. Machine learning for predicting mortality in patients with sepsis and its associated complications: A systematic review and meta-analysis. PLoS One. 2026 Nov 2;21(11):e0362057. doi:10.1371/journal.pone.0362057

ISSN: 3091-2008
Edición Especial:
Vol. 4 Num. 10, PP 147-158
DOI:
https://doi.org/10.56519/gsjgrv07

24. Burke EG, Nobuhara C, Lee AH, Villarreal JA, Fitzgerald CA, Dumas RP. Ghost in the Machine: Leveraging artificial intelligence in the trauma bay. Trauma Surg Acute Care Open. 2026 Apr 30;11(Suppl 1):e002259. doi:10.1136/tsaco-2026-002259
25. Cheng F, Xu T, Mao J, Li Z, Wang Y. Advancements in smart healthcare in emergency trauma care: from intelligent triage to prognostic prediction. Front Public Health. 2026 Jun 2;14. doi:10.3389/fpubh.2026.1834849
26. Messelu MA, Ayenew T, Amha H, Amlak BT, Gedfew M, Tiruneh BG, et al. Machine Learning (ML) Algorithm to Predict Mortality of Trauma Patients Admitted to the Intensive Care Units (ICU) in Northwest Ethiopia. Nurs Crit Care. 2025 Nov 9;30(6). doi:10.1111/nicc.70190
27. Sun B, Lei M, Wang L, Wang X, Li X, Mao Z, et al. Prediction of sepsis among patients with major trauma using artificial intelligence: a multicenter validated cohort study. International Journal of Surgery. 2025 Jan;111(1):467–80. doi:10.1097/JS9.0000000000001866