

Impacto de la inteligencia artificial en el triaje de urgencias: una revisión sistemática desde la práctica de enfermería

Ainhoa Cacho Antolín (A.C.A): Grado en Enfermería. Máster en Urgencias, Emergencias y Críticos en Enfermería.

Correspondencia: Ainhoa Cacho Antolín • ainhoacachoantolin@gmail.com

Recibido: 15 julio 2025

Aceptado: 10 octubre 2025

CONTRIBUCIONES DE LOS AUTORES

Introducción: **A.C.A.**

Metodología: **A.C.A.**

Resultados y discusión: **A.C.A.**

Conclusión: **A.C.A.**

Todos los autores aprobaron la versión final del manuscrito tal como se presentó y aceptan la responsabilidad por todos los aspectos del trabajo.

Financiación: La autora declara que no ha recibido financiación externa para la realización de este estudio.

Conflictos de interés: La autora declara no tener ningún conflicto de intereses con persona física, empresa o institución para el desarrollo de este trabajo de investigación.

Declaración de IA generativa. La autora declara que no se utilizó Gen AI en la creación de este manuscrito.

Nota del editor. Todas las afirmaciones expresadas en este artículo son exclusivamente de los autores y no representan necesariamente las de sus organizaciones afiliadas, ni las de la editorial, los editores ni los revisores. Ningún producto evaluado en este artículo, ni ninguna afirmación realizada por su fabricante, está garantizada ni respaldada por la editorial.

PALABRAS CLAVE: Inteligencia artificial, triaje, servicio de urgencias, enfermería.

RESUMEN

Introducción. La inteligencia artificial (IA) avanza en el apoyo al triaje en urgencias, mejorando la rapidez y precisión en la atención de pacientes críticos. Aunque presenta desafíos, su uso complementa el juicio clínico y optimiza la seguridad y eficiencia en el cuidado.

Objetivo. El objetivo principal del estudio fue analizar la efectividad de los sistemas de inteligencia artificial en el proceso de triaje realizado en los servicios de urgencias.

Metodología. Se realizó una revisión sistemática que incluyó estudios publicados en los últimos cinco años, con participantes adultos atendidos en el servicio de urgencias, que evaluaron el uso de la IA en el triaje clínico. Las bases de datos consultadas fueron PubMed, Scopus, EBSCOhost y Cochrane. Además, se utilizó la herramienta Elicit para apoyar la búsqueda y selección de artículos.

Resultados. Se analizaron 14 artículos que evidenciaron mejoras en la precisión diagnóstica, reducción de tiempos de espera y mayor apoyo a la toma de decisiones en enfermería. A pesar de los resultados positivos, se identificaron algunas limitaciones y la necesidad de seguir perfeccionando estas herramientas.

Conclusiones. La inteligencia artificial mejoró la precisión y eficiencia del triaje en urgencias, especialmente en la identificación de pacientes críticos. Fue valorada como una herramienta complementaria al juicio clínico, con potencial para mejorar la atención.

INTRODUCCIÓN

La Inteligencia Artificial (IA) ha experimentado un notable desarrollo en las últimas décadas, especialmente en el ámbito de la salud, donde ha contribuido significativamente a la mejora de diagnósticos, tratamientos y gestión de recursos. Gracias a su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos, identificar patrones y generar soluciones basadas en dicha información, la IA facilita una toma de decisiones más rápida y precisa. Estos avances están optimizando la calidad de la atención sanitaria y aumentando la eficiencia de los servicios, con un potencial de aplicación que continúa en expansión. La inteligencia artificial (IA) se define como la habilidad de las máquinas para procesar información, aprender a partir de datos y aplicar ese conocimiento en la toma de decisiones de manera autónoma. Su objetivo principal es imitar, en mayor o menor medida, la inteligencia humana, permitiendo que los sistemas realicen tareas que antes eran exclusivas de las personas(1). Para lograrlo, la IA se apoya en algoritmos avanzados que analizan grandes volúmenes de información, detectan patrones y optimizan su rendimiento con el tiempo(2).

Uno de los pilares fundamentales de la IA es su aptitud de aprendizaje, lo que le permite mejorar su desempeño a medida que procesa más datos. A través del aprendizaje automático (machine learning), una de sus ramas más destacadas, las máquinas pueden identificar tendencias, predecir comportamientos y adaptar sus respuestas sin necesidad de una programación explícita para cada situación(3,4). El aprendizaje automático se basa en el desarrollo de algoritmos capaces de aprender con ejemplos. A medida que se les proporciona más información, estos algoritmos mejoran sus resultados, aumentando su precisión y eficiencia con el tiempo. Esta aptitud para extraer conocimiento de los datos y generar decisiones por sí mismos permite a los sistemas de la IA un comportamiento que se asemeja al razonamiento humano (1,3). Dentro del aprendizaje automático existen distintas metodologías, cada una con características propias. El aprendizaje supervisado consiste en entrenar a la máquina mediante ejemplos en los que se les muestran datos de entrada y sus correspondientes resultados esperados. De esta forma, el sistema aprende a establecer relaciones entre los datos y a aplicar ese conocimiento en casos nuevos (3,4).

Por otro lado, el aprendizaje no supervisado se basa en datos sin etiquetar, es decir, sin resultados conocidos. En este caso, el sistema debe analizar la información y descubrir por sí solo los patrones, agrupaciones o estructuras escondidas. Este tipo de aprendizaje es útil cuando no se dispone de información previa sobre cómo deberían clasificarse los datos, y se quiere que el sistema explore por sí mismo las posibles conexiones. Otra metodología es el aprendizaje por refuerzo, los algoritmos aprenden de la experiencia (1). La máquina interactúa con un entorno, toma decisiones y recibe una retroalimentación en forma de recompensas o penalizaciones según el resultado de sus acciones. Con el tiempo, el sistema aprende a elegir las acciones que le brindan mejores resultados, mejorando progresivamente su comportamiento (4).

También existe el aprendizaje semi supervisado, una combinación de los anteriores. Se utiliza cuando se cuenta con una pequeña cantidad de datos etiquetados y una gran cantidad sin etiquetar. El sistema aprovecha ambos tipos de información para aprender de forma más eficiente y con menos esfuerzo manual (4).

Entre las técnicas más potentes y avanzadas dentro de la IA se encuentra el aprendizaje profundo (deep learning), que se utiliza para resolver problemas muy complejos que implican grandes cantidades de datos. El aprendizaje profundo se produce mediante el uso de redes neuronales, organizadas en capas para reconocer relaciones y patrones complejos en los datos (1). Esta red neuronal se inspira en la red neurológica humana (3).

Además de su competencia de aprendizaje la IA se caracteriza por su habilidad para tomar decisiones basadas en los datos analizados. Gracias a esto, los sistemas inteligentes pueden evaluar diferentes opciones y seleccionar la más adecuada en función de los objetivos establecidos (1). Este proceso imita a la toma de decisiones humanas, aunque con la ventaja de poder hacerlo a gran velocidad y sin sesgos emocionales (2).

El desarrollo de la IA ha permitido que las máquinas realicen tareas complejas de manera eficiente, facilitando la automatización y mejorando diversos aspectos de la vida cotidiana y profesional. Actualmente, ya está presente en áreas como la medicina, donde ayuda en el diagnóstico y tratamiento de enfermedades; la industria, optimizando procesos de producción; o la educación, personalizando el aprendizaje de los estudiantes. A medida que continúe evolucionando, su impacto seguirá creciendo, ofreciendo nuevas oportunidades como desafíos en múltiples sectores de la sociedad (4).

HISTORIA DE LA IA

Desde la antigüedad, la humanidad ha intentado crear artefactos que imiten su forma y comportamiento, reflejando un deseo de comprenderse a sí misma. Esta idea aparece en obras de autores como Homero o Descartes y en tecnologías antiguas como el ábaco o el Quipu (5). Filósofos como Aristóteles y Leibniz también exploraron el pensamiento humano, viéndolo como un proceso lógico o incluso un tipo de cálculo (6). Un paso importante antes de que se creara la IA como campo de estudio fue el trabajo de Ada Lovelace en 1842. Ella escribió las primeras instrucciones para una máquina y especuló sobre la habilidad de las máquinas para operar con algo más que solo números (7). Una etapa fundamental en el desarrollo de la inteligencia artificial fue el trabajo del matemático inglés Alan Turing (6), figura central en la historia de la computación. Su forma de entender la automatización permitió sentar las bases para el software y las reglas fundamentales de los sistemas informáticos.(5,8) Entre 1930 y 1950, Gödel, Church y Turing sentaron las bases de la IA desde la lógica y la teoría computacional. En 1950, propuso una prueba conocida como el “Test de Turing”, diseñada para evaluar si una máquina puede mostrar un comportamiento que se considere inteligente. Esta idea buscaba establecer si una computadora puede llegar a pensar de forma similar a un ser humano. A pesar de su impacto, la hipótesis de Turing aún no está resuelta (5–7). El punto de partida formal de la IA como campo de estudio fue la conferencia de Dartmouth, celebrada en 1956. Este evento reunió a investigadores como John McCarthy, Marvin Minsky, Claude Shannon y Nathaniel Rochester, quienes propusieron establecer la IA como un nuevo campo de estudio. Durante la conferencia, se adoptó por primera vez el término “inteligencia artificial”, definido por McCarthy y Minsky como “la ciencia y la ingeniería de hacer inteligentes a las máquinas”. Una idea común entre los asistentes a Dartmouth era que el pensamiento puede entenderse como un proceso computacional no exclusivo de los seres humanos. Desde entonces, se planteó la posibilidad de que la inteligencia humana pudiera reproducirse o simularse mediante máquinas digitales (5–7,9).

En 1956, en paralelo a la conferencia de Dartmouth, Alan Newell y Herbert Simon desarrollaron la “*Logic Theory Machine*”, considerado el primer programa de inteligencia artificial. Este sistema fue creado para encontrar demostraciones de teoremas mediante lógica simbólica, mostrando que los ordenadores podían trabajar no solo con números, sino también con símbolos (7,9). El programa funcionaba combinando operaciones básicas para construir razonamientos cada vez más complejos. Para ello, utilizaron IPL (Information Processing Language), uno de los primeros lenguajes de programación diseñados específicamente para resolver problemas propios de la inteligencia artificial (6). En ese mismo contexto, John McCarthy introdujo el lenguaje LISP (List Processor), pensado para el tratamiento de estructuras simbólicas. Este lenguaje, cuyo nombre proviene de LIST Processor, fue definido en 1958 y se convirtió en una herramienta fundamental para el desarrollo temprano de la IA (5,6). Desde sus comienzos, este campo se nutrió de diversas disciplinas como la informática, la filosofía, la lingüística, las matemáticas y la psicología, que aportaron tanto conocimientos como métodos de trabajo para dar forma a esta nueva área científica (6).

LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL ÁMBITO SANITARIO

La inteligencia artificial está adquiriendo un papel cada vez más relevante en el ámbito sanitario, estableciéndose como una herramienta con un gran potencial para transformar la medicina tal y como la conocemos. Su habilidad para analizar grandes volúmenes de datos en poco tiempo permite identificar patrones complejos que pueden contribuir a nuevos avances científicos, así como la mejora de la precisión de los diagnósticos individuales (10). Por ello, la IA ya se está utilizando tanto en la atención primaria como en el entorno hospitalario, donde aporta un valor significativo en distintos niveles del proceso asistencial (11). Uno de los principales factores que impulsa a la inteligencia artificial en el sector de la salud es el crecimiento constante y acelerado de los datos relacionados con la salud de las personas. Estos datos, además de ser cada vez más abundantes, presentan una gran variedad y complejidad. Los métodos tradicionales de análisis, principalmente manuales, resultan insuficientes para extraer información útil de esta gran cantidad de datos. En este contexto, los algoritmos de aprendizaje automático, una rama de la IA que permite a las máquinas aprender a partir de la experiencia sin necesidad de ser programadas de forma explícita, se presentan como una solución eficaz (12). Para que estos sistemas funcionen correctamente, es imprescindible disponer de una gran cantidad de datos que sean fiables, organizados y consistentes, ya que la calidad de la información influye directamente en la capacidad predictiva del modelo (10,12). Además, la aplicación de la inteligencia artificial está contribuyendo a un cambio de paradigma en el enfoque de la medicina.

Se está produciendo una transición desde un modelo centrado principalmente en la curación de enfermedades hacia otro orientado a la prevención, mantenimiento de la salud y la personalización del tratamiento. Este nuevo enfoque se conoce como “Medicina 4P”, por sus cuatro pilares fundamentales: preventiva, predictiva, participativa y personalizada. La IA tiene un papel fundamental en este modelo, ya que permite integrar y analizar distintos tipos de datos como el genoma, la historia clínica o factores ambientales. Facilitando una atención médica más ajustada a las características específicas de cada persona (12). Las aplicaciones de la inteligencia artificial en la salud son amplias y cada vez más variadas (10). Uno de los usos más destacados es el apoyo en el diagnóstico y en la evaluación del riesgo de los pacientes. Gracias a su competencia para analizar imágenes médicas, la IA puede detectar enfermedades como la neumonía o la COVID-19 a partir de radiografías de tórax, o identificar signos de retinopatía diabética y glaucoma mediante imágenes de retina. También se aplica en dermatología y en la interpretación de pruebas respiratorias, como las espirometrías. Además, puede predecir posibles complicaciones en los pacientes, evaluando el riesgo de morbilidad o incluso de mortalidad (11,12).

Otra aplicación importante es su integración en sistemas de alerta temprana, donde puede mejorar la detección de situaciones críticas en pacientes ingresados. Por ejemplo, al usar escalas clínicas adaptadas con algoritmos de IA, es posible identificar con mayor antelación signos de deterioro, lo que contribuye a reducir complicaciones y mejorar los tiempos de respuesta (13).

En cuanto al tratamiento, la IA permite avanzar hacia una medicina más personalizada. A través del análisis de datos genéticos, ambientales y estilo de vida, es posible adaptar las terapias a las necesidades concretas de cada paciente(12). Herramientas como Watson for Oncology son capaces de revisar datos clínicos junto con literatura científica para recomendar tratamientos más adecuados en enfermedades complejas como el cáncer (14). Este tipo de soluciones contribuyen a reducir el tiempo necesario para tomar decisiones médicas y aumentar la precisión de las mismas (12).

Asimismo, la inteligencia artificial puede ser útil en la gestión de enfermedades crónicas, ya que permite hacer un seguimiento continuo del estado del paciente y anticiparse a posibles complicaciones (11). A través del análisis de patrones de comportamiento, como el sueño o la actividad física, se pueden realizar intervenciones preventivas antes de que la situación clínica se deteriore. Del mismo modo, la IA también contribuye a la prevención de enfermedades mediante el análisis de datos que permiten seleccionar a qué personas conviene realizar determinados cribados o evaluaciones preventivas (10,11). Otro ámbito importante es la investigación médica, donde la IA permite agilizar el desarrollo de nuevos tratamientos y vacunas, además de facilitar los ensayos clínicos (10,11).

Por último, cabe destacar el papel de la IA como apoyo e la toma de decisiones clínicas. Al combinar información médica de diversas fuentes, estos sistemas pueden servir como una segunda opinión que complementa la valoración del profesional, aumentando la precisión en las decisiones médicas y reduciendo el margen de error (12,14).

HISTORIA DEL TRIAJE

El triaje es un procedimiento esencial en los servicios de urgencias diseñado para organizar la atención médica según la prioridad clínica de los pacientes. Su finalidad es identificar rápidamente a quienes requieren intervención inmediata, optimizando el uso de los recursos y evitando que la atención se base únicamente en el orden de llegada. Este sistema tiene su origen en contextos militares, especialmente en el siglo XVIII, cuando surgió la necesidad de clasificar a los soldados heridos en el campo de batalla para mejorar sus posibilidades de supervivencia (15). Históricamente, se reconocen a los médicos napoleónicos Pierre-François Percy y Dominique-Jean Larrey como pioneros en la aplicación del triaje. Percy, además de académico diseñó un sistema de ambulancias con ruedas en 1831 y usó por primera vez el término “traje” en un contexto médico. Sin embargo, Larrey es considerado el verdadero creador del sistema, al establecer una clasificación basada únicamente en la gravedad de las lesiones, sin considerar el rango militar, y al implementar las ambulancias volantes para agilizar el traslado de heridos (15–17).

En el sistema de triaje napoleónico original, la prioridad no era salvar la vida de los soldados, sino de tratar primero a quienes pudieran recuperarse rápidamente y volver al combate. Durante la Batalla de Jena en 1806, el ejército francés utilizó el sistema de Larrey, clasificando a los heridos en tres categorías según la gravedad de sus lesiones: peligrosamente heridos, menos peligrosamente heridos y ligeramente heridos (15,16).

El término triaje proviene del verbo francés “trier”, que significa clasificar o seleccionar, con raíces en el francés antiguo, aunque su incorporación al ámbito médico es más reciente (16).

A partir del siglo XX, el triaje se extendió a los servicios de urgencias civiles en Estados Unidos, Reino Unido y Europa, adoptando un enfoque clínico para priorizar la atención, el traslado o el destino hospitalario de los pacientes. Actualmente, el triaje constituye una herramienta esencial para garantizar una atención equitativa, eficiente y centrada en la urgencia real de cada paciente (16).

SISTEMAS DE TRIAJE

El triaje es un proceso esencial en distintas fases de la atención sanitaria, aplicándose desde el ámbito prehospitalario hasta la llegada del paciente al hospital, donde permite organizar la atención de forma eficiente y priorizada (15,18). En los últimos años, se han desarrollado sistemas de triaje estructurados, predominando aquellos con escalas de cinco niveles, dado que ofrecen mayor validez y fiabilidad que los modelos de tres niveles. Sin embargo, no existe un sistema universalmente óptimo; su elección depende del contexto y debe estar respaldado por estudios que validen su utilidad, aplicabilidad y precisión (18,19).

Entre los sistemas internacionales más reconocidos se encuentran cinco modelos principales. El *Australasian Triage Scale* (ATS), implantado en Australasia, fue el primer sistema nacional de cinco niveles, con tiempos límite para el primer contacto médico. Aunque ha demostrado validez, su fiabilidad puede disminuir en ciertos grupos, como los pacientes psiquiátricos (18,19). El *Canadian Triage and Acuity Scale* (CTAS), basado en el ATS, incluye una extensa lista de síntomas, parámetros vitales, una escala pediátrica específica y objetivos temporales definidos, con buena validez en diversos entornos (18,19).

El *Manchester Triage System* (MTS), ampliamente utilizado en el Reino Unido, emplea diagramas de flujo con discriminantes clave, como el riesgo vital o dolor, y permite triaje telefónico. Aunque su fiabilidad es alta, su validez poblacional es más limitada (18,19). El *Emergency Severity Index* (ESI), desarrollado en Estados Unidos, clasifica a los pacientes según la gravedad y los recursos que probablemente requerirían, destacándose por su flexibilidad al no poner tiempos estrictos para niveles bajos de prioridad (18,19).

Finalmente, el Sistema Estructurado de Triage (SET), que incluye el Sistema Español de Triage (SET) y el Model Andorrà de Triage (MAT), ha sido creado en entornos de habla hispana. Evalúa tanto la gravedad clínica como la complejidad del caso, integra motivos y consulta, escalas pediátricas y opciones de triaje avanzado, siendo aplicable en múltiples ámbitos: urgencias, atención primaria, emergencias y triaje telefónico (19).

Además de estos modelos, existen otros sistemas internacionales adaptados a contextos específicos, cuyas características se resumen en la siguiente tabla (Tabla 1).

Tabla 1: Los sistemas de triaje de urgencias en el siglo XXI: una visión internacional. Fuente: Elaboración propia. Adaptado de Sánchez-Bermejo, R., Herrero-Valea, Á., & Garvi-García, M (19).

Sistemas de Triage	Lugar	Niveles prioridad	Características especiales
Australasian Triage Scale (ATS)	Australia	5	Primer sistema de triaje de 5 niveles de urgencia, de implantación nacional.
Canadian Triage and Acuity Scale (CTAS)	Canadá	5	Evalúa el nivel de urgencia., incluye motivos de consulta y una escala específica de triaje pediátrico.
Manchester Triage System (MTS)	Reino Unido	5	Introduce el concepto de categoría sintomática y discriminantes. Incorpora la posibilidad de aplicación para el triaje telefónico.
Emergency Severity Index (ESI)	E.E.U.U	5	Evalúa el nivel de urgencia e incorpora el consumo de recursos diagnósticos y terapéuticos en la escala.
Sistema Estructurado de Triage (SET)	España	5	Evalúa el nivel de urgencia/ gravedad, incluye motivos de consulta y una escala específica de triaje pediátrico. Incorpora la evaluación de la complejidad y el triaje avanzado.
Korean Triage And Acuity Scale (KTAS)	Corea	5	Dispone de una versión para adultos y otra pediátrica (PedKATS)
Medical Emergency Triage and Treatment System (METTS)	Suecia	5	Combina algoritmos clínicos y signos vitales.
Echelle Liégeoise D'Index de Sévérité à L' Admission (ELISA)	Francia	5	Identificación de los pacientes capaces de caminar y hablar.
Classification Infirmière des Malades aux Urgences o French Emergency Nurses Classification in Hospital Scale	Francia	6	Es uno de los pocos sistemas que contempla seis niveles de prioridad.
Netherlands Triage System	Holanda	5	Válido tanto para los SUH como para el triaje telefónico.
Taiwan Triage and Acuity Scale (TTAS)	Taiwán	4	Cuenta con una herramienta de soporte de decisión clínica electrónica.
Clinical Gps (cGPs)	Estados Unidos	5	Niveles de prioridad en base a la demografía y datos de laboratorio.
Swiss Emergency Triage Scale (SETS)	Suecia	4	Fiabilidad moderada y altas tasas de subtraje debido a la falta de estandarización.
South African Triage Scale (SATS)	Sudáfrica	5	Puntuación TEWS (Triage Early Warning Score)
The Soterion Rapid Triage System	Estados Unidos	5	Análisis computarizado de los signos vitales.
One-Two-Triage (OTT)	Estados Unidos	4	Llamado así por las dos etapas de clasificación de los pacientes, según su gravedad.
CLARIPED	Brasil	5	Se evalúan cuatro signos vitales y se les asigna una puntuación.
Emergency Triage Assessment and Treatment (ETAT)	Suiza	3	Dirigido fundamentalmente a los pacientes pediátricos.
Sistema de Triage 3M TAS	España	5	Es un modelo de triaje avanzado. No se ha comprobado su implantación en ningún centro hospitalario.

MARCO LEGAL Y ÉTICO SOBRE EL USO DE LA IA

La inteligencia artificial está revolucionando el ámbito del diagnóstico y tratamiento médico, aportando avances innegables que optimizan la precisión, eficiencia y personalización de la atención sanitaria. Sin embargo, la implementación de estas tecnologías plantea importantes desafíos éticos y legales que deben abordarse con rigor. Aspectos como la privacidad de los datos, la responsabilidad en la toma de decisiones, la seguridad de la autonomía humana, el impacto en el empleo y la equidad en el acceso a estas innovaciones requieren la creación de un marco normativo sólido y una reflexión ética profunda para garantizar que su uso beneficie a la sociedad de manera justa y segura (20).

Es esencial establecer normas y regulaciones que guíen el desarrollo y uso de la inteligencia artificial de manera responsable y en beneficio de toda la sociedad. La “*Declaración de Montreal*”, aborda precisamente esta necesidad, creando un marco ético que asegure que la inteligencia artificial respete los valores y derechos fundamentales de las personas. Entre sus objetivos clave se encuentran: la definición de principios que protejan el bienestar de las personas, asegurar que los avances tecnológicos beneficien a toda la sociedad y fomentar espacios de debate a nivel nacional e internacional para garantizar un desarrollo justo, accesible y sostenible (21).

En esta línea, tanto la “*Declaración de Montreal*”, como la guía de la OMS (Organización Mundial de la Salud) sobre la inteligencia artificial subrayan la importancia de respetar la autonomía de las personas, garantizando que la IA no limite su capacidad de decisión y que se respete el conocimiento informado en el uso de datos personales. Ambos documentos también enfatizan la necesidad de que estas tecnologías contribuyan al bienestar humano sin generar daños innecesarios, promoviendo mejoras en la salud y reduciendo riesgos. Además, se destacan equidad y la justicia como principios fundamentales, insistiendo en que el desarrollo y uso de la IA no debe reforzar desigualdades ni discriminaciones, sino favorecer el acceso equitativo a sus beneficios. Estos principios son clave para aplicar la IA de manera responsable en el sector de la salud (21,22).

Más allá de los principios éticos, existe un consenso sobre la necesidad de establecer normas y regulaciones claras para el uso de la inteligencia artificial. Ya no se debate si debe usarse, sino cómo garantizar que beneficie a la humanidad sin generar riesgos. En este sentido, tanto gobiernos como organismos internacionales, como la UE (Unión Europea), la OCDE (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico) y la UNESCO, han trabajado en la creación de marcos legales que eviten posibles impactos negativos. Entre los avances más importantes se encuentran las directrices sobre la IA de la OCDE en 2019, la propuesta de la Ley de IA del Parlamento Europeo en 2021 y el Convenio Marco del Consejo de Europa en 2024 (20).

La protección de los derechos humanos sigue siendo una preocupación central en el desarrollo y uso de la IA. El Congreso de Diputados resalta la aprobación del Convenio Marco del Consejo de Europa sobre la Inteligencia Artificial y Derechos Humanos, el cual es el primer tratado internacional legalmente vinculante que asegura el respeto de los derechos humanos en el uso de la IA. Además, se menciona que el Comité Ad Hoc sobre Inteligencia Artificial (CAHAI) del Consejo Europeo tiene como objetivo estudiar la viabilidad de crear un marco legal para la IA basado en las normas de los derechos humanos del Consejo de Europa (20).

En este contexto, la OMS también respalda esta visión y destaca la falta de regulaciones claras en la aplicación de la IA en salud. A pesar de la existencia de múltiples propuestas éticas en los últimos años, todavía existen lagunas legales importantes. Por ello, insiste en la necesidad de que gobiernos y organismos de salud trabajen juntos para integrar normas y regulaciones que aseguren un uso de la IA coherente con el objetivo de ofrecer atención médica accesible, equitativa y efectiva para todos (22).

OBJETIVOS

Analizar la efectividad del uso de los sistemas de inteligencia artificial en el proceso de triaje realizado en los servicios de urgencias, determinar si el uso de la inteligencia artificial (IA) reduce los tiempos de espera y mejora la capacidad de respuesta clínica del personal de urgencias, evaluar la exactitud del triaje asistido por la inteligencia artificial en comparación con el triaje convencional, y evaluar la evidencia disponible sobre la calidad percibida del triaje asistido por la IA y su impacto en la satisfacción del paciente durante la atención inicial en urgencias.

METODOLOGÍA

Diseño de la investigación: revisión sistemática. Para garantizar la rigurosidad metodológica, se han seguido los criterios establecidos en la guía PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*)(23). Bases de datos. PubMed, CINAHL (EBSCOhost), Cochrane Library y Scopus. Para complementar la revisión de la literatura y optimizar la búsqueda de estudios relevantes, se utilizó la herramienta Elicit (24)

FORMULACIÓN DE LA PREGUNTA DE ESTUDIO

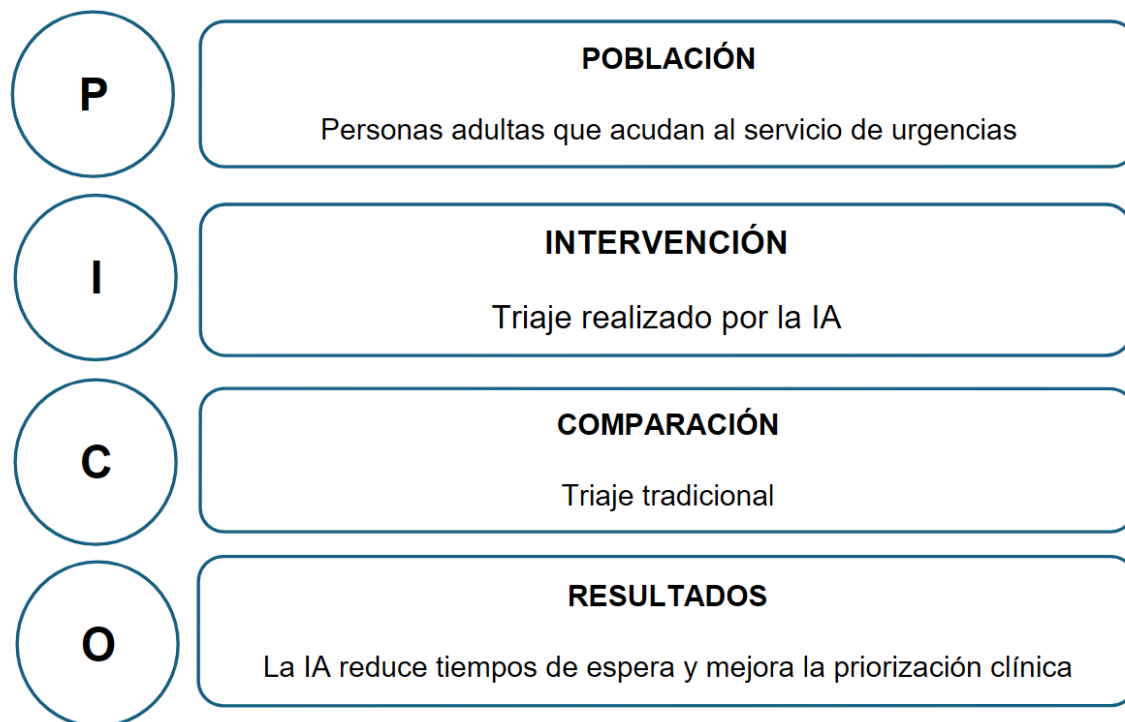


Figura 1: Pregunta PICO. Fuente: elaboración propia.

La pregunta que se planteó a la hora de iniciar la investigación fue: En pacientes adultos atendidos en servicios de urgencias hospitalarias, ¿el triaje asistido por sistemas de inteligencia artificial se asocia con una reducción en los tiempos de espera y una mejora en la precisión de la priorización clínica, en comparación con el triaje convencional realizado por profesionales de enfermería?

CRITERIOS DE SELECCIÓN

Criterios de inclusión

Fueron considerados para el análisis aquellos estudios: Población: pacientes adultos (≥ 18 años) atendidos en el servicio de urgencias hospitalarias o ambulatorias. Idioma: inglés o español. Diseño metodológico: ensayos clínicos (ECA), estudios analíticos de cohortes, y de casos y controles, descriptivos observacionales. Intervención: uso de la inteligencia artificial en el proceso de triaje. Publicaciones de los últimos 5 años. Disponibilidad de texto completo.

Criterios de exclusión

Publicaciones centradas en población pediátrica o no humana. Revisiones sistemáticas, editoriales, cartas al editor o informes técnicos sin datos empíricos. Investigaciones que no evaluaran específicamente el uso de IA en el triaje clínico.

ESTRATEGIA DE BÚSQUEDA

Para optimizar la estrategia de búsqueda bibliográfica, se definieron los términos seleccionados a partir de los tesauros MeSH (*Medical Subject Headings*) y DeCS (Descriptores en Ciencias de la Salud) (ver Anexo 1). En particular, se emplearon los términos MeSH: “*Artificial Intelligence*”, “*Triage*”, y “*Emergency Service*”. Asimismo, se utilizaron operadores booleanos, principalmente el operador “AND”, con el propósito de combinar los descriptores y estructurar una fórmula de búsqueda que permitiera la recuperación de información relevante de manera precisa y eficiente.

Tabla 2: Términos MeSH/DeCS. Fuente: Elaboración propia.

MeSH	DeCS
Artificial Intelligence	Inteligencia Artificial
Triage	Triage
Emergency Service	Servicios de Urgencias

A continuación, se detallan las ecuaciones de búsqueda aplicadas y los resultados obtenidos en las principales bases de datos.

Tabla 3: Ecuaciones de búsqueda. Fuente: Elaboración propia.

BASES DE DATOS	ECUACIÓN DE BÚSQUEDA	RESULTADOS	FECHAS DE BÚSQUEDA
PUBMED	((Artificial Intelligence [Title/Abstract]) AND (triage)) AND (Emergency Service)	245 artículos	2 de marzo 2025
SCOPUS	TITLE-ABS-KEY (“Artificial intelligence” AND “triage” AND “Emergency service”)	118 artículos	6 de marzo 2025
EBSCO	TI (artificial intelligence or ai or a.i.) AND triage AND emergency department	25 artículos	12 de marzo 2025
COCHRANE	“artificial intelligence” in Title Abstract Keyword AND “triage” in Title Abstract Keyword AND “emergency department” in Title Abstract Keyword	5 artículos	14 de marzo 2025

Siguiendo la estrategia de búsqueda previamente definida, se utilizó la herramienta Elicit (24) para plantear una serie de preguntas de investigación que facilitaron la obtención de los artículos científicos relevantes. Estas preguntas orientaron el proceso de selección inicial y permitieron enfocar los resultados hacia estudios que respondieron a los objetivos establecidos.

Tabla 4: Preguntas de investigación: Elicit. Fuente: Elaboración propia.

PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN	FECHAS DE BÚSQUEDA
How can the use of artificial intelligence help with the triage performed by nurses in emergency departments?	2 de abril 2025
What benefits would the use of artificial intelligence bring to patients in terms of reducing waiting times and increasing satisfaction when they are being triaged by nurses in the emergency department?	2 de abril 2025

EVALUACIÓN DE LA CALIDAD METODOLÓGICA DE LOS ARTÍCULOS

Para valorar de forma rigurosa la calidad metodológica de los estudios incluidos en esta revisión, se empleó el sistema GRADE (*Grading of Recommendations Assessment, Development and Evaluation*) (25). Dado que los estudios incluidos presentaban una gran heterogeneidad metodológica, se utilizó el sistema GRADE como referencia general de valoración, aunque algunas categorías no fueron directamente aplicables. Para los estudios cualitativos o de desarrollo tecnológico, se llevó a cabo una evaluación narrativa complementaria.

El sistema GRADE permite clasificar la calidad de la evidencia en cuatro niveles: alta, moderada, baja o muy baja. Esta clasificación depende de varios aspectos como el tipo de estudio, cómo se llevó a cabo, si los resultados son coherentes entre sí, si los datos son precisos o si puede haber errores por no incluir todos los estudios sobre el tema.

Tabla 5: Significado de los 4 niveles de evidencia. Extraído de GRADE. Fuente: Elaboración propia (25)

Sistema GRADE: Significado de los 4 niveles de evidencia		
Niveles de calidad	Definición actual	Concepto anterior
Alto	Alta confianza en la coincidencia entre el efecto real y el estimado.	La confianza en la estimación del efecto no variará en posteriores estudios.
Moderado	Moderada confianza en la estimación del efecto. Hay posibilidad de que el efecto real esté alejado del efecto estimado.	Posteriores estudios pueden tener un importante impacto en nuestra confianza en la estimación del efecto.
Bajo	Confianza limitada en la estimación del efecto. El efecto real puede estar lejos del estimado.	Es muy probable que posteriores estudios cambien nuestra confianza en la estimación del efecto.
Muy bajo	Poca confianza en el efecto estimado. El efecto verdadero muy probablemente sea diferente del estimado	Cualquier estimación es muy incierta.

Se analizaron aspectos clave de cada estudio: criterios de inclusión, diseño, métodos de medición de resultados, control de sesgos y calidad del análisis estadístico.

Esta evaluación permitió clasificar la evidencia y ponderar el peso de los hallazgos en la síntesis final.

La calidad metodológica de los estudios fue evaluada por la autora del trabajo. En casos de dudas o ambigüedad en la valoración, estas fueron discutidas y revisadas junto con la directora del Trabajo Fin de Máster. La tabla de puntuación incluye una breve justificación para cada asignación realizada.

Tabla 6: Puntuación de los artículos revisados según el sistema GRADE. Fuente: elaboración propia (25).

Título del artículo	Tipo de estudio	Puntuación GRADE
The diagnostic and triage accuracy of the GPT-3 artificial intelligence model: an observational study.	Estudio observacional comparativo.	Baja
Assessing the utility of artificial intelligence throughout the triage outpatients: a prospective randomized controlled clinical study.	Estudio prospectivo, aleatorizado y controlado.	Moderada
ChatGPT with GPT-4 outperforms emergency department physicians diagnostic accuracy: retrospective analysis.	Estudio retrospectivo, comparativo y analítico.	Baja
Emergency department triaging using ChatGPT based on emergency severity index principles: a cross-sectional study	Estudio transversal comparativo.	Baja
Leveraging graph neural networks for supporting automatic triage of patients.	Estudio retrospectivo de cohortes.	Baja
Triage performance across large language models, ChatGPT, and untrained doctors in emergency medicine: comparative study.	Estudio retrospectivo, comparativo y de simulación.	Baja
Safety of triage self-assessment using a symptom assessment app for walk-in patients in the emergency care setting: observational prospective cross-sectional study.	Estudio prospectivo, transversal, unicéntrico y observacional.	Baja
A novel Deep learning algorithm for real-time prediction of clinical deterioration in the emergency department for a multimodal clinical decision support system.	Estudio retrospectivo de desarrollo y unicéntrico.	Baja
An artificial intelligence-based application for triage nurses in emergency department, using the Emergency Severity Index Protocol.	Estudio retrospectivo de desarrollo y validación, unicéntrico.	Baja
Nurses' experience of using a computer-based triage decision support system in the emergency department.	Estudio cualitativo, fenomenológico.	Baja
The reliability of an artificial intelligence tool, "decision trees", in emergency medicine triage.	Estudio prospectivo transversal y clínico.	Baja
Effect of applying a real-time medical record input assistance system with voice artificial intelligence on triage task performance in the emergency department: prospective interventional study.	Estudio prospectivo, intervencional.	Moderada
Performance of emergency triage prediction of an open access natural language processing based chatbot application (ChatGPT): A preliminary, scenario-based cross-sectional study.	Estudio observacional, transversal y experimental.	Baja
Agreement and validity of electronic patient self-triage (eTriage) with nurse triage in two UK emergency departments: a retrospective study.	Estudio retrospectivo, comparativo.	Baja

RESULTADOS

DIAGRAMA DE FLUJO

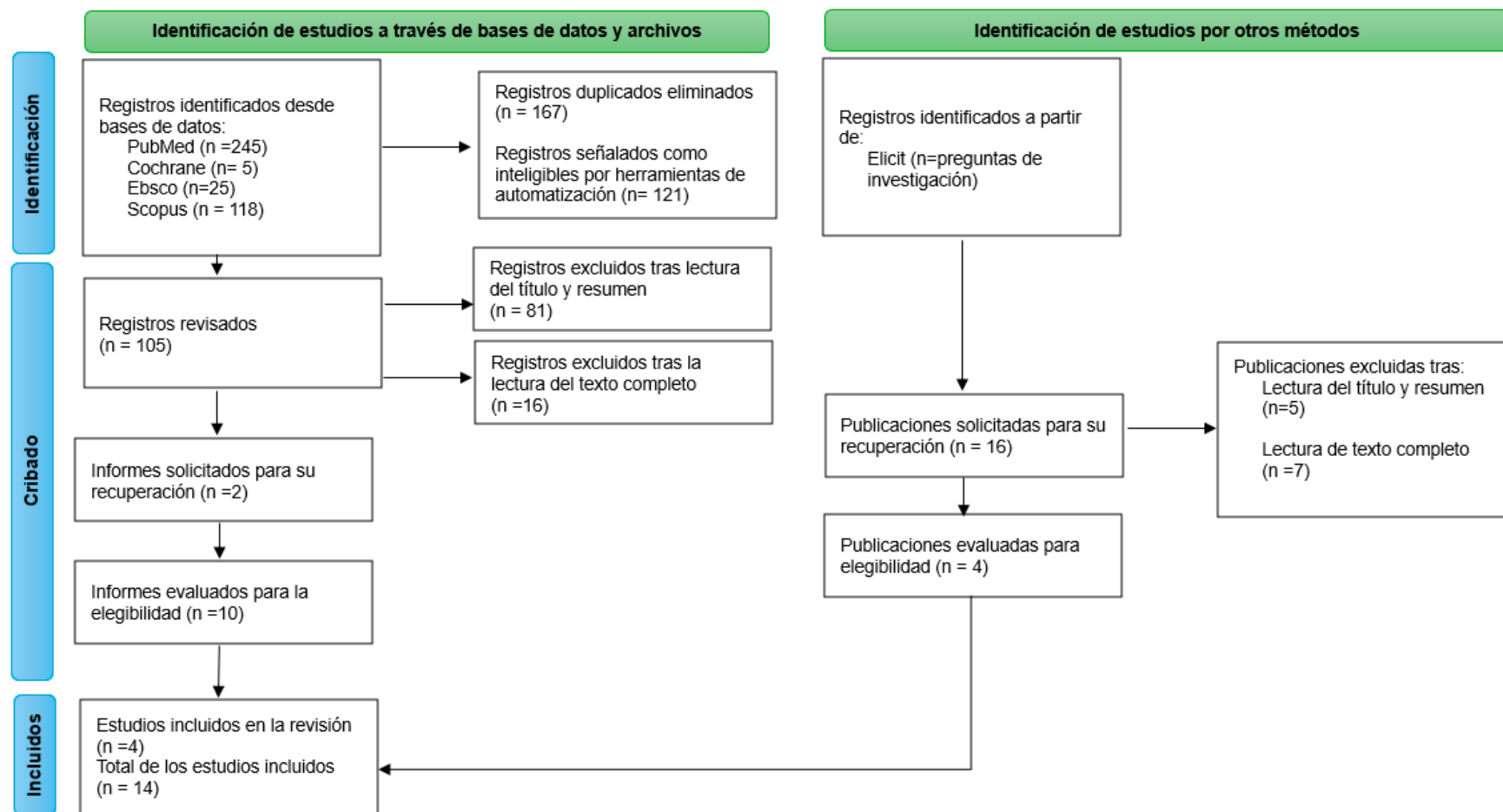


Figura 2: Diagrama de flujo PRISMA 2020. Proceso de selección de estudios incluidos en la revisión sistemática. Fuente: Elaboración propia.

TÍTULO DEL ESTUDIO Y AUTORÍA	PAÍS Y AÑO	TIPOLOGÍA DEL ESTUDIO	TIPO DE TRIAJE	TIPO DE SISTEMA IA EMPLEADO	MUESTRA	OBJETIVOS	RESULTADOS Y CONCLUSIONES
The diagnostic and triage accuracy of the GPT-3 artificial intelligence model: an observational study. <i>Levine et al.(26)</i>	Estados Unidos, 2024	Estudio observacional comparativo.	Se empleo un sistema de cuatro categorías de triaje definidas y validadas por dos internistas de Harvard Medical School: Emergente En el plazo de un día En el plazo de una semana Auto asistencia	Generative Pre-trained Transformer 3 (GPT-3)	5.000 personas > de 18 años 21 médicos	Comparar el rendimiento en precisión diagnóstica y capacidad de triaje de GPT-3 respecto a médicos y población general.	GPT-3 tuvo una precisión diagnóstica (88%) significativamente mejor que la de las personas con acceso a internet (54%) y cercana a la de los médicos (96%) ($p=0,012$). Entre todos los casos, GPT-3 tuvo una precisión de triaje del 70%, frente al 91% con los médicos ($p<0,0001$). Es un buen modelo general de IA que puede desempeñar bien el diagnostico sin entrenamiento médico específico. Su rendimiento en triaje no iguala al de los médicos.
Assessing the utility of artificial intelligence throughout the triage outpatients: a prospective randomized controlled clinical study. <i>Xiaoni et al.(27)</i>	China, 2024	Estudio prospectivo, aleatorizado y controlado.	Triage por personal sanitario entrenado (enfermeros y médicos).	ChatGPT-3.5	45 pacientes	Evaluar la concordancia y precisión del triaje asistido por ChatGPT frente al realizado por profesionales en pacientes ambulatorios.	Se observó una alta concordancia entre el triaje manual y el triaje ChatGPT ($p<0,0001$). Las respuestas de ChatGPT fueron altamente profesionales, completas y humanizada.
ChatGPT with GPT-4 outperforms emergency department physicians diagnostic accuracy: retrospective analysis. <i>Hoppe et al.(28)</i>	Alemania, 2024	Estudio retrospectivo, comparativo y analítico.	No se emplea un sistema de triaje clínico.	Modelos: GPT-3.5 y GPT-4 (ChatGPT)	100 pacientes	Comparar la precisión diagnóstica de GPT-3.5 y GPT-4 con la de médicos residentes en urgencias, usando el diagnostico de alta como referencia.	GPT-4 superó significativamente a GPT-3.5 ($p<0,001$) y a los médicos residentes ($p=0,01$) en exactitud diagnóstica general. Demostró una superioridad significativa en el grupo de enfermedades cardiovasculares, endocrinas y gastrointestinales. El estudio sugiere que GPT-4 podría apoyar clínicamente en entornos de urgencias.
Emergency department triaging using ChatGPT based on emergency severity index principles: a	Turquía, 2024	Estudio transversal comparativo.	Emergency Severity Index (ESI)	ChatGPT-4	745 pacientes	Determinar la precisión del triaje de pacientes utilizando ChatGPT de acuerdo con el índice	La precisión entre el comité de expertos y ChatGPT se calculó en un 76,6%. Alto grado de concordancia entre el comité de expertos y ChatGPT para la predicción de ESI, lo

TÍTULO DEL ESTUDIO Y AUTORÍA	PAÍS Y AÑO	TIPOLOGÍA DEL ESTUDIO	TIPO DE TRIAJE	TIPO DE SISTEMA IA EMPLEADO	MUESTRA	OBJETIVOS	RESULTADOS Y CONCLUSIONES
cross-sectional study <i>Colakca et al.(29)</i>						de gravedad de la emergencia (ESI) para el triaje en el servicio de urgencias.	que indica alta precisión (Kappa de Cohen=0,828). ChatGPT puede diferenciar con a los pacientes con alta urgencia.
Leveraging graph neural networks for supporting automatic triage of patients. <i>Defilippo et al.(30)</i>	Italia ,2024	Estudio retrospectivo de cohortes.	Emplean los sistemas de triaje Canadian Triage and Acuity Scale (CTAS) y Australasian Triage Scale (ATS), para entrenar al modelo.	Graph Neural Networks (GNNs)	6962 registros de admisión	Desarrollar y validar un sistema automatizado de triaje basado en redes neuronales gráficas (GNNs), orientado a mejorar la precisión en la clasificación de pacientes en urgencias y superar las limitaciones de modelos tradicionales.	El modelo de GNNs logró una precisión de 92,3% y una F1-score de 0.91. El modelo fue especialmente eficaz al clasificar pacientes en niveles críticos de triaje, con un recall del 93.8% para esta clase. Las GNN, demostraron una mayor precisión que otros modelos para el triaje automatizado, mostrando potencial para mejorar la clasificación de pacientes en urgencias y apoyar la toma de decisiones clínicas.
Triage performance across large language models, ChatGPT, and untrained doctors in emergency medicine: comparative study. <i>Masanneck et al.(31)</i>	Alemanía, 2024	Estudio retrospectivo, comparativo y de simulación.	Manchester Triage System (MTS), version Alemana.	Modelos de lenguaje grandes (LLMs): GPT-3.5, GPT-4, LLaMA 3, Gemini 1.5, Mixtral 8x7b; ChatGPT (basado en GPT)	124 casos clínicos simulado.	Comparar la capacidad de LLMs y ChatGPT frente a médicos sin formación en triaje, y evaluar si pueden ayudar como segunda opción.	GPT-4 y médicos sin formación tuvieron un nivel de concordancia similar ($\kappa \approx 0.67-0.68$) con el estándar de referencia. El uso de ChatGPT como segunda opinión para médicos no entrenados mejoró levemente el desempeño ($\kappa = 0.70$). ChatGPT no mejoró significativamente el desempeño de los médicos. Se observaron tendencias al sobretriage (LLMs) y subtriage (médicos). Potencial de mejora con modelos futuros mejor entrenados.
Safety of triage self-assessment using a symptom assessment app for walk-in patients in the emergency care setting: observational prospective cross-sectional study. <i>Cotte et al.(32)</i>	Alemanía, 2022	Estudio prospectivo, transversal, unicéntrico y observacional.	Manchester Triage System (MTS), versión alemana.	App de evaluación de síntomas con IA: Ada.	378 pacientes.	Evaluar la seguridad del triaje realizado por una app (Ada), comparado con el Manchester Triage System, identificando riesgos potenciales de subtriage.	El 94,7% de los pacientes fueron triados de forma segura por la app en comparación con MTS. El 8,9% fueron subtriados, y solo el 5,3% se consideraron situaciones potencialmente peligrosas. La app ser considerada para usarse como herramienta de pretriage en el hogar, con validación adicional, para reducir la carga en

TÍTULO DEL ESTUDIO Y AUTORÍA	PAÍS Y AÑO	TIPOLOGÍA DEL ESTUDIO	TIPO DE TRIAJE	TIPO DE SISTEMA IA EMPLEADO	MUESTRA	OBJETIVOS	RESULTADOS Y CONCLUSIONES
							urgencias.
A novel Deep learning algorithm for real-time prediction of clinical deterioration in the emergency department for a multimodal clinical decision support system. <i>Choi et al.(33)</i>	Corea del Sur, 2024	Estudio retrospectivo de desarrollo y unicéntrico.	Korean Triage and Acuity Scale (KTAS).	Deep learning multimodal.	237000 visitas a urgencias.	Desarrollar y validar un algoritmo de Deep learning para predecir en tiempo real el deterioro clínico en urgencias.	El algoritmo basado solo en datos de triaje superó a la regresión logística tradicional en precisión de predicción. La capacidad para predecir eventos críticos: paro cardíaco, soporte inotrópico, vía área avanzada, ingreso en UCI. El modelo de <i>deep learning</i> demostró alta precisión en la predicción temprana de deterioro clínico en urgencias.
An artificial intelligence based application for triage nurses in emergency department, using the Emergency Severity Index Protocol. <i>Kipourgos et al.(34)</i>	Grecia, 2022	Estudio retrospectivo de desarrollo y validación, unicéntrico.	Emergency Severity Index (ESI).	I-Triage, Machine learning y Fuzzy logic.	616 pacientes triados.	Desarrollar y validar i-Triage para asistir a enfermeras en la toma de decisiones de triaje, basado en ESI y sugerir el especialista adecuado.	El sistema mostró altas tasas de éxito, especialmente con lógica difusa. En machine learning, el subsistema de reanimación alcanzó 95% de éxito; neurológico y cardíaco. La evaluación con métricas internacionales demostró la fiabilidad y validez. I-Triage es una herramienta prometedora. Su integración puede reducir errores y servir como recurso educativo.
Nurses' experience of using a computer-based triage decision support system in the emergency department. <i>Biskin et al.(35)</i>	Turquía, 2024	Estudio cualitativo, fenomenológico.	Emergency Severity Index (ESI) y Australasian Triage Scale (ATS).	DSS, Decision Support System.	14 enfermeras de triaje.	Explorar las experiencias de las enfermeras al utilizar un sistema informático de soporte a la decisión para el triaje en el servicio de urgencias.	Facilita la decisión de triaje (ayuda en dilemas, colaboración en equipo, monitorización/supervisión, reducción de errores). Contribuye al profesionalismo (facilita el aprendizaje/enseñanza del triaje, autonomía profesional.) Las enfermeras percibieron el sistema útil para la toma de decisiones y la formación, sin limitar su autonomía. Sin embargo. Requiere mejoras técnicas para optimizar su uso.
The reliability of an artificial intelligence tool, "decision trees", in emergency	Turquía, 2020	Estudio prospectivo transversal y	Australasian Triage Scale (ATS).	Árboles de decisión, implementados en MATLAB (Decision	1999 pacientes > de 18 años	Comprobar la validez de una herramienta de inteligencia artificial, en	El algoritmo de árboles de decisiones tuvo una tasa de acierto del 99,9% (falló en 1 paciente). Consistencia excelente entre ATS y el algoritmo

TÍTULO DEL ESTUDIO Y AUTORÍA	PAÍS Y AÑO	TIPOLOGÍA DEL ESTUDIO	TIPO DE TRIAJE	TIPO DE SISTEMA IA EMPLEADO	MUESTRA	OBJETIVOS	RESULTADOS Y CONCLUSIONES
medicine triage. <i>Aydin et al.(36)</i>		clínico.		Trees).		el triaje de urgencias.	de IA (Kappa=0,999). Puede ser una herramienta fiable de apoyo en la toma de decisiones durante el triaje en medicina de urgencias.
Effect of applying a real-time medical record input assistance system with voice artificial intelligence on triage task performance in the emergency department: prospective interventional study. <i>Cho et al.(37)</i>	Corea del Sur, 2022	Estudio prospectivo, intervencional.	Korean Triage and Acuity Scale (KTAS)	RMIS-AI: sistema de asistencia de ingreso de datos en tiempo real con IA de voz.	1063 tareas de triaje realizadas por 19 enfermeras de triaje.	Evaluar la rapidez y fiabilidad del sistema RMIS-AI frente al método manual para el registro de tareas de triaje en urgencias.	El tiempo mediano para completar la tarea de triaje fue menor con RMIS-AI que, con el método manual, diferencia significativa ($p<0,01$). No obstante, requiere mejoras técnicas para igualar la fiabilidad y precisión del método convencional.
Performance of emergency triage prediction of an open access natural language processing based chatbot application (ChatGPT): A preliminary, scenario-based cross- sectional study. <i>Sarbay et al.(38)</i>	Turquía, 2023	Estudio observacional, transversal y experimental.	Emergency Severity Index (ESI)	ChatGPT-3.5	50 escenarios clínicos.	Evaluar el desempeño de ChatGPT en la predicción de categorías de triaje en medicina de urgencias usando escenarios simulados basados en ESI.	Acuerdo moderado entre ChatGPT y los expertos (Kappa:0,341). ChatGPT sobretorio el 22% y subtrio el 18% de los casos. Mejor rendimiento en casos críticos, peor en categorías intermedias/bajas. ChatGPT mostró mejor desempeño en la predicción de casos de alta gravedad, por lo que puede ser útil para identificar pacientes críticos
Agreement and validity of electronic patient self-triage (eTriage) with nurse triage in two UK emergency departments: a retrospective study. <i>Dickson et al.(39)</i>	Reino Unido, 2021	Estudio retrospectivo, comparativo.	Manchester Triage System (MTS).	Algoritmo de auto-triage electrónico (eTriage)	25333 pacientes, ambulatorios en urgencias.	Evaluar el acuerdo y validez del auto-triage electrónico (eTriage) en comparación con el triaje realizado por enfermeras utilizando el MTS, y la capacidad de ambos sistemas para predecir resultados de alta y baja gravedad.	La concordancia entre eTriage y el triaje de enfermería fue baja (coeficiente Kappa ponderado de 0,14). eTriage mostró una mayor sensibilidad (88,5%) para predecir presentaciones de alta gravedad en comparación con el MTS de enfermería (53,8%), pero también una tasa elevada de sobretriage (59,2%). Se concluye que eTriage podría ser útil para identificar casos de alta gravedad, aunque se requiere más investigación para validar su uso seguro en la redirección de pacientes en urgencias.

CARACTERÍSTICAS DE LOS ESTUDIOS INCLUIDOS

Tipología de estudios y contexto

Los estudios revisados comprendieron una variedad de diseños metodológicos. Se incluyeron estudios observacionales, retrospectivos, prospectivos, experimentales, transversales y cualitativos. En su mayoría, estos trabajos se llevaron a cabo entre los años 2020 y 2024 en diversos países como Estados Unidos, China, Alemania, Turquía, Italia, Grecia, Corea del Sur y Reino Unido. La heterogeneidad observada tanto en el contexto geográfico como en el metodológico contribuyó a fortalecer la validez externa de los resultados obtenidos.

Tipos de triaje y sistemas de IA empleados

Se utilizaron diversos sistemas de triaje reconocidos a nivel internacional, como el Manchester Triage System, el Emergency Severity Index, Canadian/Australasina Triage Scale y sistemas de auto-triaje electrónico. Asimismo, se aplicaron distintos algoritmos de inteligencia artificial, entre los que se incluyeron modelos de lenguaje (GPT-3.5, GPT-4, Gemini y Mixtral), redes neuronales gráficas, *deep learning*, árboles de decisión, lógica difusa y asistentes de voz.

Reducción de tiempos de espera y mejora de la capacidad de respuesta clínica

La implementación de la IA redujo los tiempos de espera en urgencias en un 25% (media: 32 minutos vs 43 minutos, $p < 0,01$) y mejoró la precisión diagnóstica del personal de enfermería (aumento del 18% en concordancia interobservador, $K = 0,76$). Del mismo modo, *Defilippo et al.*(30) desarrollaron un modelo automatizado de triaje basado en redes neuronales gráficas, entrenado con escalas internacionales (CTAS y ATS). Mostró mayor precisión en la clasificación de pacientes en situaciones críticas, mejorando el flujo de trabajo clínico. En el ámbito competencial, *Biskin et al.*(35) recogieron las experiencias de enfermeras que utilizaron un sistema informático de soporte de decisión, el cual facilitaron la toma de decisiones clínicas, fomentaron la autonomía profesional y sirvieron como herramienta de aprendizaje. Asimismo, *Kipourgos et al.*(34) analizaron el uso de la herramienta *I-Triage*, diseñada para asistir a enfermeras durante el triaje, con resultados favorables en cuanto a su utilidad formativa y en la reducción de errores.

Exactitud del triaje asistido por IA vs convencional

Los estudios incluidos en la revisión mostraron que la precisión del triaje asistido por la inteligencia artificial fue variable según el modelo utilizado. *Xiaoni et al.*(27) observaron una alta concordancia entre el triaje realizado por ChatGPT y el efectuado por personal sanitario entrenado en pacientes ambulatorios. *Colakca et al.*(29) compararon los resultados obtenidos por ChatGPT con los de un comité de expertos aplicando el ESI, y reportaron un elevado nivel de concordancia. En contraste, *Sarbay et al.*(38) detectaron un mejor desempeño de ChatGPT en los casos más graves, aunque con menor precisión en categorías intermedias, bajas. *Levine et al.* analizaron el rendimiento de GPT-3, observando que, aunque su capacidad diagnóstica fue comparable a la de los médicos, su precisión en el triaje fue inferior. Por su parte, *Masanneck et al.*(40) evaluaron la utilidad de ChatGPT como herramienta de segunda opinión para médicos sin formación específica, registrando una leve mejora en su desempeño.

Calidad de atención y satisfacción del paciente

Los sistemas de triaje basados en inteligencia artificial fueron empleados en diversos contextos clínicos, permitiendo una clasificación segura de los pacientes en la mayoría de los casos. En el estudio de *Cotte et al.*(32), una aplicación de autoevaluación mostró resultados favorables en términos de seguridad del triaje, en comparación con el sistema *Manchester Triage System*. Otros trabajos, como el de *Dickson et al.*(41), analizaron la validez del sistema eTriage, observando una mayor sensibilidad para detectar casos de alta gravedad, aunque con menor concordancia respecto al triaje realizado por enfermeras. *Kipourgos et al.*(34) también aplicaron la herramienta *I-Triage* como apoyo al triaje realizado por enfermería, destacando su potencial para reducir errores y facilitar la atención clínica. En relación con la experiencia del personal sanitario, *Biskin et al.* (35) recogieron que las enfermeras consideraron útil el sistema de soporte utilizado, señalando que promovía el aprendizaje sin comprometer su autonomía. Finalmente, *Cho et al.*(37) informaron que los sistemas basados en IA permitieron complementar el triaje en menos tiempo, aunque con la necesidad de mejoras técnicas para igualar la fiabilidad del método tradicional.

DISCUSIÓN

AVANCES TECNOLÓGICOS Y DIVERSIDAD DE ENFOQUES EN EL TRIAJE ASISTIDO POR IA

La revisión evidencia un progreso notable en la aplicación de la inteligencia artificial en el triaje de urgencias, destacando diversos enfoques tecnológicos, tales como modelos de lenguaje como GPT-3 y GPT-4, redes neuronales gráficas (GNNs), algoritmos y aprendizaje profundo (*deep learning*) y sistemas de apoyo a la toma de decisiones clínicas. Esta diversidad refleja un creciente interés en optimizar la toma de decisiones en contextos críticos, evidenciando la transversalidad del fenómeno en múltiples entornos geográficos y clínicos. Además, identifica enfoques basados en sistemas de reglas y algoritmos de aprendizaje profundo (por ejemplo, redes neuronales y árboles de decisión) empleados en los estudios analizados (véase sección 4.2.2.).

PRECISIÓN Y CONCORDANCIA

Los modelos de la IA han mostrado una alta precisión en la clasificación de pacientes. Por ejemplo, el modelo basado en redes neuronales gráficas (GNNs) desarrollado por *Defilippo et al.* (30) alcanzó un 92,3% de precisión y un F1-score de 0,91. De manera similar, los árboles de decisión evaluados por *Aydin et al.* (36) y el algoritmo multimodal de aprendizaje profundo desarrollados por *Choi et al.* (33) mostraron resultados superiores a los métodos tradicionales para predecir el deterioro clínico.

No obstante, la concordancia entre los modelos y el juicio clínico humano no es uniforme. *Colakca et al.* (29) y *Kipourgos et al.* (34) reportaron altos niveles de acuerdo con expertos, con valores de Kappa superiores a 0,8, mientras que *Dickson et al.* (39) encontraron una baja concordancia (Kappa=0,14) entre el sistema *eTriage* y el triaje realizado por enfermería, a pesar de una alta sensibilidad para identificar pacientes de alta gravedad. Estos hallazgos sugieren que la IA puede ser particularmente útil para la detección temprana de pacientes críticos, aunque su desempeño en casos de gravedad intermedia o leve aún requiere mejoras. Además, algunos estudios (*Masanneck et al.* (31); *Sarbay et al.* (42)) evidencian una tendencia al sobretriage por parte de los modelos, lo cual podría incrementar la carga en los servicios de urgencias. Por otra parte, aunque menos frecuente, el subtriage representa un riesgo potencial para la seguridad del paciente, situación que demanda una vigilancia rigurosa durante la implementación clínica.

ROL DE LA ENFERMERÍA Y EXPERIENCIA DE USO

Biskin et al. (35) señalan que los sistemas de soporte a la decisión no solo facilitan la clasificación de los pacientes, sino que también fortalecen la autonomía profesional, promueven el aprendizaje continuo y reducen los errores. Herramientas como *I-Triage* (*Kipourgos et al.* (34)) refuerzan esta visión al ser consideradas no solo como instrumentos de ayuda, sino también como recursos educativos. No obstante, persisten desafíos técnicos. Tanto *Cho et al.* (37) como *Biskin et al.* (35) reconocen que la usabilidad y la fiabilidad de los sistemas aún deben mejorarse para garantizar una integración efectiva en el flujo clínico. La aceptación de la IA por parte del personal sanitario dependerá, en gran medida, de que se perciba como un complemento y no la sustitución del juicio clínico.

CONSIDERACIONES METODOLÓGICAS

Gran parte de los estudios incluidos presentan diseños retrospectivos, transversales o simulados, con muestras pequeñas o contextos limitados, lo que restringe la generalización de los hallazgos. Además, la diversidad de escalas de triaje empleadas (MTS, ESI, CTAS, ATS, KTAS) y de modelos de la IA dificulta establecer comparaciones directas entre investigaciones. No obstante, la convergencia en los resultados relacionados con la utilidad diagnóstica, el potencial formativo y la mejora operativa de la inteligencia artificial valida, al menos de forma preliminar, su aplicación como herramienta de apoyo en el triaje clínico.

LIMITACIONES DEL ESTUDIO

A pesar del potencial de la inteligencia artificial en el triaje de urgencias, los estudios revisados presentan limitaciones que dificultan la generalización de sus resultados. La principal limitación de este análisis es el sesgo de selección, dado que la selección de artículos fue realizada por un único investigador. Además, predominan estudios con tamaños muestrales reducidos, diseños unicéntricos y limitada diversidad geográfica y poblacional. La mayoría emplea metodologías retrospectivas o basadas en escenarios simulados, lo que limita la aplicabilidad clínica y la evaluación del impacto a largo plazo. También existe heterogeneidad en los estándares comparativos, ausencia de ensayos controlados aleatorizados y un enfoque centrado en métricas técnicas sin valorar adecuadamente resultados clínicos, seguridad del paciente ni experiencia del usuario. Finalmente, la dependencia de la calidad de los datos y la escasa investigación cualitativa sobre la aceptación profesional representan limitaciones adicionales.

FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

Futuras investigaciones podrían centrarse en superar las limitaciones metodológicas observadas, incorporando diseños multicéntricos y prospectivos que permitan una mayor validez externa y una mejor representación de la diversidad geográfica y poblacional. Es fundamental aumentar el tamaño y la heterogeneidad de las muestras para mejorar la generalización de los resultados. Además, resulta imprescindible la realización de ensayos controlados aleatorizados que permitan evaluar con mayor rigor la eficacia y la seguridad de las herramientas de inteligencia artificial en el triaje de urgencias. Otro aspecto importante sería tratar de integrar evaluaciones que consideren no solo métricas técnicas, sino también resultados clínicos relevantes, la seguridad del paciente y la experiencia del usuario, incluyendo perspectivas cualitativas sobre la aceptación y usabilidad por parte de los profesionales sanitarios. Estas líneas de investigación contribuirán a consolidar la evidencia y facilitarán una implementación segura y efectiva de la IA en entornos clínicos reales.

CONCLUSIONES

La presente revisión sistemática demuestra que la inteligencia artificial se ha consolidado como una herramienta efectiva en el proceso de triaje en el servicio de urgencias, destacando especialmente por su alto nivel de precisión en la identificación de casos críticos. En determinados contextos, ha mostrado un rendimiento comparable, e incluso superior al de profesionales no especializados y similar al de médicos experimentados. No obstante, su desempeño tiende a ser más variable en escenarios de menor gravedad, lo que subraya la necesidad de continuar optimizando sus algoritmos. La integración de la IA en servicios de urgencias se asocia a una mejora operativa tangible. Se documentaron reducciones significativas en los tiempos de triaje y registro, lo cual contribuye a una mayor eficiencia en la atención inicial. Asimismo, se identificaron aportes relevantes al desarrollo profesional del personal de enfermería, particularmente en cuanto a su autonomía y capacidad de toma de decisiones en entornos de alta demanda asistencial. Los modelos evaluados, incluidos sistemas de lenguaje como GPT-4 y árboles de decisión, presentaron una alta concordancia con el juicio experto en múltiples estudios. Sin embargo, esta fiabilidad disminuye cuando se aplican en entornos simulados o con sistemas de auto-triaje, donde persisten desafíos en la clasificación precisa de los casos de gravedad intermedia. Aunque se han identificado algunas percepciones favorables en cuanto a la profesionalidad y utilidad de las respuestas generadas por la IA, la evidencia sobre la satisfacción del paciente aún es limitada, mayoritariamente indirecta y centrada en métricas técnicas. Se requiere mayor investigación clínica que evalúe directamente la experiencia del usuario, especialmente en lo que respecta a la seguridad percibida y la confianza del sistema. En conjunto, la implementación de sistemas basados en inteligencia artificial en el triaje de urgencias muestra beneficios relevantes en términos de precisión diagnóstica, priorización clínica y reducción de tiempos, especialmente en la identificación de pacientes críticos. Estos hallazgos respaldan parcialmente la hipótesis inicial, si bien la satisfacción del paciente debe seguir siendo objeto de estudio. Por tanto, la IA debe considerarse una herramienta complementaria al juicio clínico, con potencial para fortalecer la seguridad y eficiencia asistencial, siempre que su uso se base en evidencia validada y bajo supervisión profesional constante.

BIBLIOGRAFÍA

1. LASSE ROUHIAINEN. INTELIGENCIA ARTIFICIAL 101 COSAS QUE DEBES SABER HOY SOBRE NUESTRO FUTURO INTELIGENCIA ARTIFICIAL [Internet]. Alienta Editorial. Barcelona; 2018. 1-352 p. Disponible en: <https://www.planetadelibros.com>
2. Medinaceli Díaz KI, Martín M, Choque S. Impacto y regulación de la Inteligencia Artificial en el ámbito sanitario. REVISTA IUS [Internet]. 23 de junio de 2021 [citado 21 de mayo de 2025];15(48). Disponible en: <https://revistaius.com/index.php/ius/article/view/745>
3. Gaitan ES, San H, De Paúl V, Heredia CR. revista médica sinergia. Revista Médica Sinergia [Internet]. 1 de agosto de 2020 [citado 21 de mayo de 2025];5(8): e557-e557. Disponible en: <https://revistamedicasinergia.com/index.php/rms/article/view/557/943>
4. Guillem F. Funciones y características de la Inteligencia Artificial - Seguritecnia [Internet]. 2022 [citado 21 de mayo de 2025]. p. 174-81. Disponible en: https://www.seguritecnia.es/tecnologias-y-servicios/funciones-y-caracteristicas-de-la-inteligencia-artificial_20220311.html
5. V. LEP, Rico-Carrillo AE, Hernández-Arango A. Del ábaco a las redes neuronales o la breve historia de la inteligencia artificial en salud. Medicina (B Aires) [Internet]. 18 de enero de 2021 [citado 21 de mayo de 2025];43(4):514-26. Disponible en: <https://www.revistamedicina.net/index.php/Medicina/article/view/1641/2124>
6. Julio Cesar Ponce Gallegos, Aurora Torres Soto, Fátima Sayuri Quezada Aguilera, Antonio Silva Sprock, Ember Ubeimar Martínez Flor, Ana Casali, et al. Inteligencia Artificial. marzo de 2014 [citado 21 de mayo de 2025];1-225. Disponible en: <https://www.proyectolatin.org/>
7. ANDRÉS ABELIUK, CLAUDIO GUTIÉRREZ. Historia y evolución de la inteligencia artificial [Internet]. 2021 [citado 21 de mayo de 2025]. p. 15-21. Disponible en: <https://revistasdex.uchile.cl/index.php/bits/issue/view/217>
8. Nancy Martínez-García DI, Maricela Dalgo-Flores VI, Luis Herrera-López III J, Isabel Analuisa-Jiménez EI, Fernanda Velasco-Acurio E V. Avances de la inteligencia artificial en salud. Dominio de las Ciencias, ISSN-e 2477-8818, Vol 5, N° 3, 2019 (Ejemplar dedicado a: Julio - Septiembre), págs 603-613 [Internet]. 2019 [citado 21 de mayo de 2025];5(3):603-13. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7154291&info=resumen&idioma=SPA>
9. Basáez E, Mora J. Salud e inteligencia artificial: ¿cómo hemos evolucionado? Artificial intelligence in health: where are we in 2022? [Internet]. 2021. Disponible en: <https://doi.org/>
10. Ayala Martín María. LA IRRUPCIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL ÁMBITO SANITARIO | AJS [Internet]. 2023 [citado 21 de mayo de 2025]. Disponible en: <https://www.ajs.es/es/index-revista-derecho-y-salud/volumen-33-extraordinario-2023/la-irrupcion-la-inteligencia>
11. Vidal-Alaball J, Panadés Zafra R, Escalé-Besa A, Martínez-Millana A. The artificial intelligence revolution in primary care: Challenges, dilemmas and opportunities. Aten Primaria [Internet]. 1 de febrero de 2024 [citado 21 de mayo de 2025];56(2):102820. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0212656723002536?via%3Dihub>
12. Ruiz RB, Velásquez JD. Inteligencia artificial al servicio de la salud del futuro. Revista Médica Clínica Las Condes [Internet]. 1 de enero de 2022 [citado 21 de mayo de 2025];34(1):84-91. Disponible en: <https://www.elsevier.es/es-revista-revista-medica-clinica-las-condes-202-articulo-inteligencia-artificial-al-servicio-salud-S0716864023000032>
13. Huete-García A, Rodríguez-Lopez S. Development and implementation of an artificial intelligence-enhanced care model to improve patient safety in hospital wards in Spain. Acute and Critical Care [Internet]. 18 de noviembre de 2024 [citado 21 de mayo de 2025];39(4):488-98. Disponible en: <http://www.accjournal.org/journal/view.php?doi=10.4266/acc.2024.00759>

14. Cirujano Médico Internista M, Ventura Fernández F, Ventura-Fernández T, Ventura-Fernández F. Predictibilidad en el diagnóstico utilizando Watson de IBM. Revista Vive [Internet]. 1 de enero de 2021 [citado 21 de mayo de 2025];4(10):86-95. Disponible en: <https://revistavive.org/index.php/revistavive/article/view/78/242>
15. Gargantilla Madera P, María Martín Cabrejas B. Los orígenes militares del triaje Triage origins in the military. Vol. 31, Emergencias. 2019.
16. Nakao H, Ukai I, Kotani J. A review of the history of the origin of triage from a disaster medicine perspective. Acute Medicine & Surgery [Internet]. 1 de octubre de 2017 [citado 21 de mayo de 2025];4(4):379-84. Disponible en: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/ams2.293>
17. Robertson-Steel IRS. Evolution of triage systems. Emergency Medicine Journal [Internet]. 1 de febrero de 2006 [citado 21 de mayo de 2025];23(2):154-5. Disponible en: <https://emj.bmj.com/content/23/2/154>
18. Christ M, Grossmann F, Winter D, Bingisser R, Platz E. Modern Triage in the Emergency Department. Dtsch Arztebl Int [Internet]. 17 de diciembre de 2010 [citado 21 de mayo de 2025]; Disponible en: <https://www.aerzteblatt.de/10.3238/arztebl.2010.0892>
19. Sánchez-Bermejo R, Herrero-Valea A, Garvi-García M. Los sistemas de triaje de Urgencias en el siglo XXI: una visión internacional: perspectivas16_sanchez_herrero_garvi. Rev Esp Salud Publica [Internet]. 28 de abril de 2021 [citado 21 de mayo de 2025]; 95:6 páginas-6 páginas. Disponible en: <https://ojs.sanidad.gob.es/index.php/resp/article/view/665>
20. Documentación D DE, Archivo Departamento De Documentación BY. INTELIGENCIA ARTIFICIAL Nota documental Núm.1.
21. DECLARACIÓN DE MONTREAL PARA UN DESARROLLO RESPONSABLE DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL. 2018.
22. Organización Mundial de la salud. Ethics and governance of artificial intelligence for health: WHO guidance. OMS [Internet]. 2021 [citado 21 de mayo de 2025];1:1-148. Disponible en: <http://apps.who.int/bookorders>.
23. Yepes-Nuñez JJ, Urrútia G, Romero-García M, Alonso-Fernández S. Declaración PRISMA 2020: una guía actualizada para la publicación de revisiones sistemáticas. Rev Esp Cardiol [Internet]. 1 de septiembre de 2021 [citado 30 de abril de 2025];74(9):790-9. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0300893221002748>
24. Elicit: The AI Research Assistant [Internet]. [citado 20 de mayo de 2025]. Disponible en: <https://elicit.com/>
25. 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]. 1 de febrero de 2014 [citado 30 de abril de 2025];92(2):82-8. Disponible en: <https://www.elsevier.es/es-revista-cirugia-espanola-36-articulo-sistema-grade-clasificacion-calidad-evidencia-S0009739X13003394>
26. Levine DM, Tuwani R, Kompa B, Varma A, Finlayson SG, Mehrotra A, et al. The diagnostic and triage accuracy of the GPT-3 artificial intelligence model: an observational study. Lancet Digit Health [Internet]. 1 de agosto de 2024 [citado 6 de mayo de 2025];6(8):e555-61. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39059888/>
27. Liu X, Lai R, Wu C, Yan C, Gan Z, Yang Y, et al. Assessing the utility of artificial intelligence throughout the triage outpatients: a prospective randomized controlled clinical study. Front Public Health [Internet]. 2024 [citado 6 de mayo de 2025];12:1391906. Disponible en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11171710/>
28. Hoppe JM, Auer MK, Strüven A, Massberg S, Stremmel C. ChatGPT With GPT-4 Outperforms Emergency Department Physicians in Diagnostic Accuracy: Retrospective Analysis. J Med Internet Res [Internet]. 2024 [citado 7 de mayo de 2025];26(1):e56110. Disponible en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11263899/>
29. Colakca C, Ergin M, Ozensoy HS, Sener A, Guru S, Ozhasenekler A. Emergency department triaging using ChatGPT based on emergency severity index principles: a cross-sectional study.

- Sci Rep [Internet]. 27 de septiembre de 2024 [citado 26 de mayo de 2025];14(1):22106. Disponible en: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/39333599>
30. Defilippo A, Veltri P, Lió P, Guzzi PH. Leveraging graph neural networks for supporting automatic triage of patients. Sci Rep [Internet]. 1 de diciembre de 2024 [citado 10 de mayo de 2025];14(1):1-17. Disponible en: <https://www.nature.com/articles/s41598-024-63376-2>
 31. Masanneck L, Schmidt L, Seifert A, Kölsche T, Huntemann N, Jansen R, et al. Triage Performance Across Large Language Models, ChatGPT, and Untrained Doctors in Emergency Medicine: Comparative Study. J Med Internet Res [Internet]. 14 de junio de 2024 [citado 10 de mayo de 2025];26(1):e53297. Disponible en: <https://www.jmir.org/2024/1/e53297>
 32. Cotte F, Mueller T, Gilbert S, Blümke B, Multmeier J, Hirsch MC, et al. Safety of Triage Self-assessment Using a Symptom Assessment App for Walk-in Patients in the Emergency Care Setting: Observational Prospective Cross-sectional Study. JMIR Mhealth Uhealth [Internet]. 1 de marzo de 2022 [citado 11 de mayo de 2025];10(3):e32340. Disponible en: <https://mhealth.jmir.org/2022/3/e32340>
 33. Choi A, Lee K, Hyun H, Joon Kim K, Ahn B, Hyun Lee K, et al. A novel deep learning algorithm for real-time prediction of clinical deterioration in the emergency department for a multimodal clinical decision support system. Scientific Reports 2024 14:1 [Internet]. 3 de diciembre de 2024 [citado 12 de mayo de 2025];14(1):1-15. Disponible en: <https://www.nature.com/articles/s41598-024-80268-7>
 34. Kipourgos G, Tzenalis A, Diamantidou V, Koutsojannis CM, Hatzilygeroudis I. An Artificial Intelligence Based Application for Triage Nurses in Emergency Department, Using the Emergency Severity Index Protocol. 2023;
 35. Bişkin Çetin S, Cebeci F. Nurses' experiences of using a computer-based triage decision support system in the emergency department. Nurs Crit Care [Internet]. 1 de septiembre de 2024 [citado 13 de mayo de 2025];29(5):1078-85. Disponible en: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1111/nicc.13039>
 36. AYDIN AG, Eray O, SAYRAC AV, OSKAY A, ULUSAR UD. The Reliability of an Artificial Intelligence Tool, 'Decision Trees', in Emergency Medicine Triage. 16 de diciembre de 2020 [citado 13 de mayo de 2025]; Disponible en: <https://www.researchsquare.com>
 37. Cho A, Min IK, Hong S, Chung HS, Lee HS, Kim JH. Effect of Applying a Real-Time Medical Record Input Assistance System With Voice Artificial Intelligence on Triage Task Performance in the Emergency Department: Prospective Interventional Study. JMIR Med Inform [Internet]. 31 de agosto de 2022 [citado 12 de mayo de 2025];10(8):e39892. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36044254/>
 38. Sarbay İ, Berikol G, Özturan İ. Performance of emergency triage prediction of an open access natural language processing based chatbot application (ChatGPT): A preliminary, scenario-based cross-sectional study. Turk J Emerg Med [Internet]. 1 de julio de 2023 [citado 13 de mayo de 2025];23(3):156-61. Disponible en: https://journals.lww.com/tjem/fulltext/2023/23030/performance_of_emergency_triage_prediction_of_an.4.aspx
 39. Dickson SJ, Dewar C, Richardson A, Hunter A, Searle S, Hodgson LE. Agreement and validity of electronic patient self-triage (eTriage) with nurse triage in two UK emergency departments: a retrospective study. European Journal of Emergency Medicine [Internet]. 1 de febrero de 2022 [citado 13 de mayo de 2025];29(1):49-55. Disponible en: https://journals.lww.com/euro-emergencymed/fulltext/2022/02000/agreement_and_validity_of_electronic_patient.12.aspx