



PUBLICACIONES DE LA
ACADEMIA NACIONAL DE
MEDICINA DE MÉXICO

ACTUALIDADES EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Dr. Rodolfo Palencia Díaz
Dr. Rodolfo de J. Palencia Vizcarra
Dr. Raúl Carrillo Esper

Número 11

INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN URGENCIAS Y TRIAJE: PROMESA OPERATIVA, RIESGO CLÍNICO Y CONDICIONES PARA IMPLEMENTARLA

Dr. Rodolfo Palencia Díaz
Dr. Rodolfo de J. Palencia Vizcarra
Médicos Internistas
Fundadores del TICC Palencia

Dr. Raúl carrillo Esper
Presidente de la
Academia Nacional de Medicina de México

30 de mayo de 2026

Dirigido a médicos de la Academia Nacional de Medicina de México (ANMM) y
médicos clínicos en general

ÍNDICE

1. Resumen ejecutivo
2. Mensajes clave para la práctica clínica
3. Introducción
4. Métodos
5. Resultados
6. Discusión
7. Condiciones de implementación segura
8. Aplicación al contexto mexicano y latinoamericano
9. Algoritmos operativos
10. Áreas de incertidumbre
11. Conclusiones
12. Bibliografía

Resumen ejecutivo

La inteligencia artificial aplicada a urgencias y triaje promete mejorar tres dimensiones críticas: priorización clínica, flujo operativo y detección temprana de deterioro. Las revisiones sistemáticas recientes muestran que modelos de aprendizaje automático y procesamiento de lenguaje natural pueden clasificar acuidad o predecir desenlaces como hospitalización, ingreso a unidad crítica, mortalidad o tiempos de espera con desempeño estadístico prometedor. Sin embargo, la evidencia aún se concentra en estudios retrospectivos, simulaciones, pruebas de concepto y validaciones internas; todavía faltan ensayos pragmáticos multicéntricos que demuestren reducción consistente de eventos adversos, mortalidad o congestión hospitalaria.^{1,2,3}

La conclusión clínica prudente es que la IA no debe sustituir al profesional entrenado en triaje. Su lugar razonable es como segundo lector, sistema de alerta, apoyo a la priorización y motor de monitoreo operativo bajo supervisión humana. La adopción requiere validación local, auditoría de sesgos, vigilancia posimplementación, trazabilidad de decisiones, capacitación del personal y reglas explícitas para ignorar o escalar la recomendación algorítmica.^{5,6,7,8,9}

En términos institucionales, el criterio de éxito no debe ser solo el área bajo la curva, la exactitud o el F1-score. El criterio clínico relevante es si el sistema reduce subtriaje, evita retrasos tiempo-dependientes, disminuye eventos adversos, mejora el uso de recursos y conserva equidad entre subgrupos. Un modelo puede parecer excelente en una base retrospectiva y aun así fallar cuando se integra a un servicio saturado, con registros incompletos, cambios de turno, pacientes atípicos o barreras de comunicación.^{1,4,6}

Mensajes clave para la práctica clínica

- La IA en triaje debe considerarse tecnología clínica de alto riesgo, no una herramienta administrativa menor.
- El mayor peligro clínico es el subtriaje: clasificar como baja prioridad a un paciente con enfermedad tiempo-dependiente.

- La mejor implementación inicial es supervisada: IA como recomendación visible, nunca como decisión autónoma.
- Debe existir un protocolo de discordancia humano-IA: si la IA sugiere menor prioridad que el clínico, no se debe bajar el nivel sin reevaluación senior.
- Los modelos deben auditarse por turno, edad, sexo, comorbilidades, saturación del servicio, idioma, nivel socioeconómico y tipo de padecimiento.
- La IA generativa puede ayudar a resumir y estructurar, pero tiene riesgos específicos de alucinación, omisión y autoridad aparente.

Introducción

El triaje en urgencias es una decisión breve, secuencial y de alto impacto. Su objetivo no es establecer un diagnóstico definitivo, sino reconocer riesgo vital, ordenar prioridad de atención, activar rutas críticas y asignar recursos limitados. En la práctica, el triaje se ve afectado por experiencia del personal, saturación del servicio, calidad del registro, signos vitales disponibles, sesgos cognitivos y variabilidad interobservador.

La IA se vuelve atractiva porque los servicios de urgencias generan datos heterogéneos: motivo de consulta, signos vitales, antecedentes, texto libre de enfermería, laboratorio, imagen, tiempos operativos, disponibilidad de camas y desenlaces. El aprendizaje automático puede detectar patrones no lineales; el procesamiento de lenguaje natural puede aprovechar texto clínico no estructurado; y los modelos generativos pueden resumir información o sugerir hipótesis. Las revisiones sistemáticas recientes coinciden en que estas herramientas pueden mejorar consistencia y predicción, pero no eliminan la necesidad de validación externa ni de supervisión clínica.^{1,2}

En urgencias, el riesgo de trasladar un modelo sin validación local es especialmente alto. Un algoritmo entrenado en otro país, con otra escala de triaje, otra epidemiología y otro expediente electrónico puede degradarse de forma silenciosa. La seguridad no depende solo de la arquitectura del modelo; depende también de la calidad de datos, integración al flujo, capacitación, gobernanza y monitoreo durante todo el ciclo de vida.^{5,8,9}

Métodos

Se elaboró una revisión narrativa estructurada con lógica IMRYD y enfoque de recuperación aumentada por evidencia. La estrategia conceptual usó términos equivalentes a PubMed/MeSH y combinaciones booleanas: "Emergency Service, Hospital" AND "Triage" AND "Artificial Intelligence"; "Machine Learning" AND "Emergency Department" AND "Triage"; "Natural Language Processing" AND "Emergency Department" AND "Triage"; "Clinical Decision Support Systems" AND "Emergency Medicine" AND "Artificial Intelligence"; y combinaciones con "systematic review", "meta-analysis", "randomized controlled trial", "implementation", "patient safety" y "workflow".

Se priorizaron revisiones sistemáticas, metaanálisis, guías metodológicas, documentos regulatorios y estudios prospectivos o aleatorizados cuando existieran, publicados entre 2021 y 2026 en inglés o español. Se excluyeron opiniones sin base empírica, preprints no indispensables, fuentes sin trazabilidad, estudios con afirmaciones no verificables y revistas con señales editoriales dudosas. En este campo, la evidencia de mayor calidad aún es limitada para desenlaces clínicos duros, por lo que se separó explícitamente el desempeño algorítmico de la utilidad clínica implementada.^{1,2,3,4}

La síntesis se apoyó en marcos de reporte y evaluación clínica temprana para IA, en particular TRIPOD+AI para modelos predictivos y DECIDE-AI para sistemas de soporte a decisiones clínicas impulsados por IA. También se consideraron principios de ética y gobernanza de la OMS y principios regulatorios de buena práctica de machine learning para dispositivos médicos.^{5,6,7,8,9}

Resultados

1. Aplicaciones clínicas y operativas de la IA en triaje

Las aplicaciones de IA en urgencias pueden agruparse en cinco dominios: clasificación de acuidad, predicción de deterioro, apoyo a flujo operativo, extracción de información por NLP y documentación o razonamiento asistido por modelos generativos. La evidencia es más sólida para predicción y clasificación retrospectiva que para impacto clínico prospectivo.^{1,2,3}

Tabla 1. Dominios de aplicación de IA en urgencias y triaje

Dominio	Aplicación	Beneficio esperado	Riesgo principal
Clasificación de acuidad	Sugerir nivel de triaje o detectar discordancia con escala local	Reducir variabilidad, apoyar priorización, detectar subtraje	Reproducir sesgos del estándar histórico o de datos incompletos
Predicción de deterioro	Riesgo de UCI, muerte, paro, sepsis, intubación o reconsulta	Activar alertas tempranas y rutas críticas	Falsos negativos en pacientes atípicos o con datos pobres
Flujo operativo	Predecir hospitalización, estancia prolongada, necesidad de cama o interconsulta	Mejorar distribución de recursos y planeación de camas	Optimizar flujo a costa de seguridad clínica
NLP	Extraer síntomas, banderas rojas y comorbilidades del texto libre	Aprovechar notas de enfermería y motivos de consulta	Errores por ambigüedad, abreviaturas o mala calidad del registro
IA generativa	Resumir, estructurar, sugerir preguntas y ayudar a documentar	Reducir carga cognitiva y administrativa	Alucinaciones, omisiones, autoridad aparente y automatismo

2. Evidencia reciente: desempeño prometedor, impacto clínico aún incierto

Porto et al. realizaron una revisión sistemática siguiendo PRISMA, con búsqueda en Web of Science, PubMed, Scopus, IEEE Xplore y ACM Digital Library hasta octubre de 2023; incluyeron estudios con al menos un método de ML o NLP para clasificación de triaje y evaluaron riesgo de sesgo con PROBAST. La revisión concluyó que ML y NLP podrían mejorar exactitud y consistencia del triaje, pero subrayó heterogeneidad, riesgo de sesgo y necesidad de validación externa prospectiva.¹

Una revisión sistemática de aplicaciones de IA/ML en triaje de medicina de urgencias reportó que estas herramientas pueden apoyar la predicción de desenlaces de pacientes en triaje, pero la diversidad de métodos, bases de datos, desenlaces y escalas impide una conclusión uniforme de implementación clínica inmediata.²

Una revisión viva sobre soluciones de IA para reducir tiempos de espera en urgencias encontró potencial operativo, en particular en simulaciones y modelos predictivos; no obstante, el grado de evidencia real sobre reducción de espera en servicios clínicos implementados sigue siendo limitado.³

En emergencias y desastres, una revisión sistemática identificó 19 estudios de alta calidad y reportó beneficios potenciales en gestión de recursos, transmisión de datos en tiempo real y triaje electrónico; al mismo tiempo, señaló barreras de confianza, entrenamiento, infraestructura, privacidad y disponibilidad de equipo.⁴

3. Modelos generativos y triaje: señal de utilidad y señal de alarma

La aparición de modelos generativos obliga a separar dos escenarios. El primero es el uso institucional supervisado, integrado al expediente y auditado. El segundo es el uso directo por pacientes o personal sin gobernanza formal. Esta distinción es decisiva porque el mismo modelo puede comportarse de forma distinta bajo instrucciones, formatos de salida, acceso a datos y restricciones clínicas diferentes.

Un estudio publicado en Nature Medicine en 2026 evaluó el desempeño de ChatGPT Health en recomendaciones estructuradas de triaje; reportó problemas de subtraje en escenarios de emergencia, concentrados en particular en exacerbación asmática. Esta evidencia no debe interpretarse como condena absoluta de toda IA en triaje, pero sí como advertencia fuerte contra el uso no supervisado de sistemas de propósito general para decisiones tiempo-dependientes.¹⁰

La lectura conservadora es que los modelos generativos pueden apoyar razonamiento, documentación y verificación cruzada, pero su implementación en triaje exige evaluación premercado, pruebas con casos adversariales, medición de subtraje y mecanismos para pedir datos faltantes antes de sugerir baja prioridad.^{6, 10}

4. Riesgos clínicos prioritarios

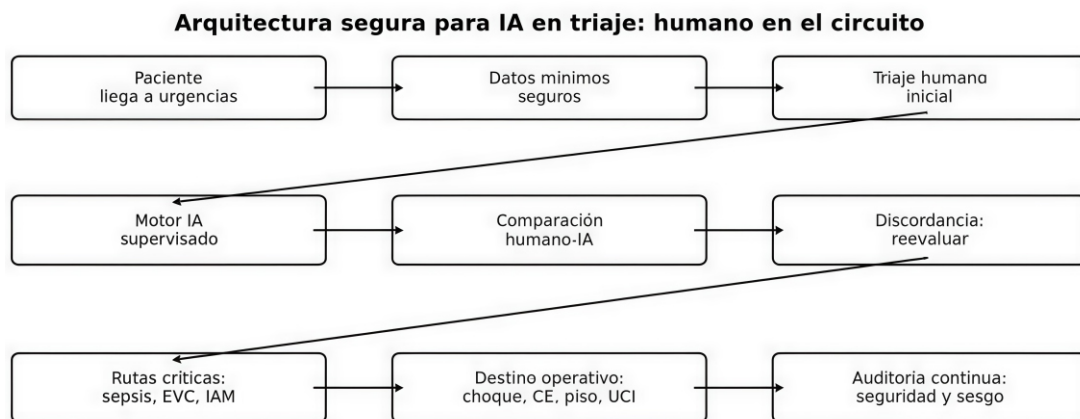
El riesgo más grave es el subtraje algorítmico: clasificar como no urgente a un paciente con enfermedad tiempo-dependiente. Esto puede ocurrir por ausencia de signos vitales, síntomas no capturados, entrenamiento con datos históricos sesgados o sobreajuste a patrones locales no transferibles. En urgencias, el falso negativo no es un error estadístico abstracto; puede significar demora en antibiótico, reperfusión, imagen, vasopresor o control de vía aérea.

El sobretraje indiscriminado también puede causar daño. Si demasiados pacientes son elevados artificialmente a alta prioridad, se saturan áreas críticas y se deteriora la oportunidad de atención de pacientes verdaderamente inestables. La seguridad exige balancear sensibilidad y especificidad según el desenlace: no es lo mismo predecir hospitalización que detectar sepsis, EVC o infarto.

Otro riesgo es el sesgo por subgrupos. La IA puede heredar desigualdades del sistema de salud: menor prioridad histórica en ciertos grupos, registros menos completos, diferencias lingüísticas, edad avanzada, discapacidad, embarazo, presentación atípica o comorbilidad. Por ello, el desempeño global no basta; deben auditarse métricas estratificadas y errores clínicamente graves.^{5, 7, 8}

Figuras operativas

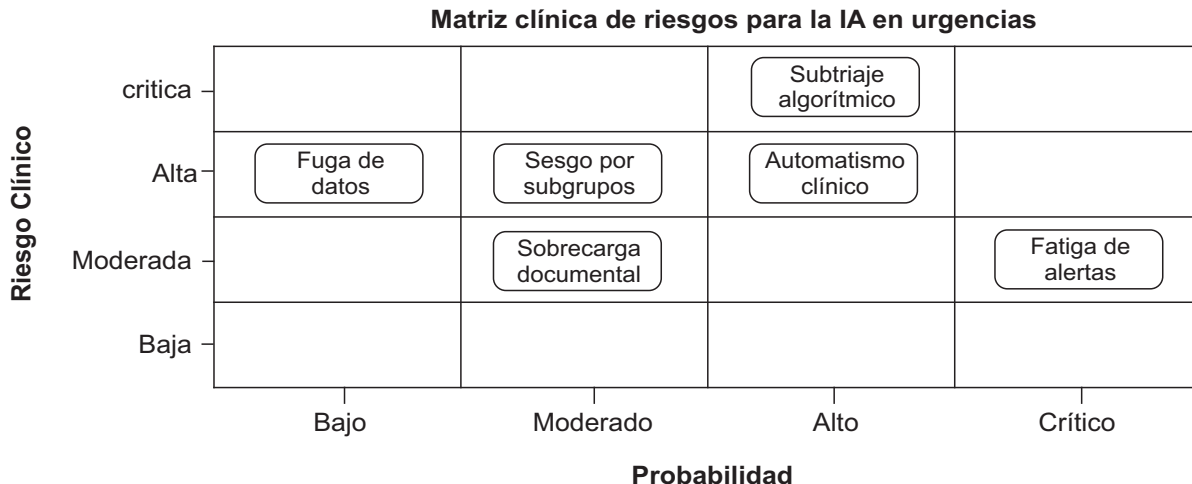
Figura 1. Arquitectura segura para IA en triaje con humano en el circuito.



La arquitectura propuesta evita la sustitución del juicio clínico. El sistema recibe datos mínimos seguros, emite una recomendación supervisada, compara la

recomendación con la clasificación humana y obliga a reevaluación cuando existe discordancia clínicamente relevante.^{5,6,8}

Figura 2. Matriz clínica de riesgos para IA en urgencias.



La matriz prioriza riesgos que deben vigilarse antes y después de implementar IA. Subtriaje, automatismo y sesgo por subgrupos se consideran riesgos de alto impacto clínico y requieren mitigaciones explícitas.^{7,8}

Discusión

La IA en urgencias debe entenderse como una intervención sociotécnica. No basta con instalar un modelo predictivo; hay que rediseñar el proceso donde el modelo actuará. La seguridad depende de la interacción entre paciente, enfermería, médico, expediente electrónico, saturación, disponibilidad de estudios, rutas críticas y cultura institucional.

El error conceptual más frecuente es confundir desempeño predictivo con beneficio clínico. Un modelo con alta AUC puede no mejorar desenlaces si se activa tarde, genera alertas excesivas, no es creíble para el equipo o no modifica acciones concretas. De manera inversa, un modelo modesto puede ser útil si dispara una reevaluación oportuna en pacientes de alto riesgo.

La adopción debe ser escalonada. Primero, validación retrospectiva local; después, prueba silenciosa

prospectiva sin mostrar recomendaciones; posteriormente, prueba supervisada con recomendaciones visibles; finalmente, integración formal con reglas de anulación humana, auditoría mensual y recertificación del desempeño. Este enfoque coincide con el énfasis de DECIDE-AI en evaluación clínica temprana y con los principios de buena práctica de machine learning para dispositivos médicos.^{6,8,9}

Condiciones para implementación segura

Tabla 2. Condiciones mínimas para implementar IA en triaje

Condición	Pregunta que debe responderse	Evidencia o marco de apoyo
Problema clínico definido	¿Qué daño o ineficiencia se quiere reducir?	DECIDE-AI
Datos mínimos seguros	¿Qué variables son indispensables antes de emitir recomendación?	TRIPOD+AI / GMLP
Validación local	¿Funciona con nuestra población, escala de triaje y expediente?	TRIPOD+AI
Prueba silenciosa	¿Qué habría recomendado sin influir en el equipo?	Evaluación prospectiva temprana
Humano en el circuito	¿Quién puede anular, escalar o ignorar la recomendación?	OMS / DECIDE-AI
Auditoría de sesgo	¿Se mantiene el desempeño por edad, sexo, comorbilidad y turno?	OMS / GMLP
Monitoreo continuo	¿El modelo se degrada con el tiempo o con saturación?	GMLP
Trazabilidad	¿Se puede reconstruir por qué se sugirió cierto nivel?	TRIPOD+AI / OMS
Capacitación	¿El personal entiende cuándo desconfiar del sistema?	DECIDE-AI

Aplicación al contexto mexicano y latinoamericano

En México y América Latina, la IA debe adaptarse a una realidad de alta demanda, recursos limitados, variabilidad de expedientes, saturación hospitalaria y diferencias entre niveles de atención. La transferencia directa de modelos entrenados en otros países puede generar errores por cambio epidemiológico, diferencias en escalas de triaje, disponibilidad de estudios y patrones de documentación.

Un modelo útil para hospitales de alta complejidad debería tener tres capas: triaje general de cinco niveles como marco rector; módulos sindromáticos para condiciones tiempo- dependientes; y motor operativo para predecir hospitalización, estancia prolongada, necesidad de unidad crítica o saturación de áreas. Esta arquitectura permite conservar el criterio clínico y usar la IA donde puede agregar valor: vigilancia, priorización, alertas y flujo.

Tabla 3. Modelo institucional de tres capas para IA en triaje

Capa	Función	Ejemplos prácticos	Indicador de seguridad
Triage general	Ordenar prioridad inicial	Cinco niveles, signos vitales, dolor, estado mental	Subtraje y sobretraje
Módulos sindromáticos	Activar rutas tiempo-dependientes	Sepsis, EVC, IAM, trauma, choque, disnea, obstetricia	Tiempo puerta-intervención
Motor operativo	Anticipar recursos	Hospitalización, UCI, cama, laboratorio, imagen, interconsulta	Estancia, saturación, retrasos
Auditoría	Medir desempeño real	Errores graves, sesgo, discordancias, quejas	Tablero mensual

Algoritmos operativos

Algoritmo 1. Decisión institucional antes de comprar o implementar IA para triaje

1. Definir problema: subtraje, tiempos de espera, hospitalización, activación de códigos o seguridad del flujo.
2. Definir desenlaces: mortalidad, UCI, paro, evento adverso, reconsulta, tiempo puerta- médico, puerta-antibiótico, puerta-TAC o puerta-balón.
3. Evaluar el modelo: población de entrenamiento, variables usadas, escala de triaje, validación externa y desempeño por subgrupos.

4. Probar localmente: validación retrospectiva con datos propios y prueba silenciosa prospectiva.
5. Comparar humano-IA: medir concordancia, discordancias críticas, falsos negativos y sobrealertas.
6. Implementar con supervisión: recomendación, no orden; anulación humana permitida; escalamiento obligatorio ante discordancia de alto riesgo.
7. Monitorear: tablero mensual de subtraje, sobretraje, eventos adversos, sesgo, degradación y recalibración.

Algoritmo 2. Manejo de discordancia humano-IA

Si la IA sugiere mayor prioridad que el humano, se deben revisar banderas rojas omitidas, signos vitales y datos no capturados; si existe riesgo tiempo-dependiente, debe elevarse la prioridad o solicitar reevaluación inmediata. Si la IA sugiere menor prioridad que el humano, no se debe bajar el nivel automáticamente; la decisión humana se mantiene hasta evaluación senior o reevaluación estructurada. Toda discordancia debe documentarse como dato de aprendizaje institucional.^{6, 8}

Áreas de incertidumbre

- Faltan ensayos pragmáticos multicéntricos que midan desenlaces clínicos duros y no solo desempeño algorítmico.
- No está resuelto qué modelos generalizan mejor entre países, hospitales, escalas de triaje y expedientes electrónicos.
- La evaluación de IA generativa para triaje depende fuertemente del formato de interacción, instrucciones, capacidad de pedir datos faltantes y restricciones de salida.
- No existe consenso operativo universal sobre umbrales aceptables de falsos negativos para distintas patologías tiempo-dependientes.
- La responsabilidad legal y profesional ante una recomendación algorítmica dañina sigue siendo un área en evolución.
- La auditoría de sesgos en urgencias requiere datos completos, gobernanza y capacidad técnica que muchos hospitales aún no tienen.

Conclusiones

La IA en urgencias y triaje representa una promesa operativa real: puede apoyar priorización, reducir variabilidad, anticipar deterioro y mejorar gestión de recursos. Sin embargo, su implementación sin validación local puede introducir riesgo clínico, especialmente subtriaje, automatismo y sesgo por subgrupos.

El estándar prudente para hospitales es IA supervisada, integrada al flujo, auditada y subordinada al juicio clínico. La pregunta institucional no debe ser si la IA “supera” al médico en una métrica aislada sino si reduce daño, mejora tiempos críticos, disminuye subtriaje y funciona con equidad en la población real atendida.

Para los servicios de urgencias mexicanos y latinoamericanos, la mejor ruta es incremental: comenzar con validación retrospectiva y prueba silenciosa, avanzar a recomendaciones supervisadas, limitar decisiones autónomas y construir tableros de seguridad. La IA debe ser copiloto clínico y operativo, no sustituto del triaje profesional.

Bibliografía

1. Porto BM, Ferreira N, Camarina-Matos LM, et al. Improving triage performance in emergency departments using machine learning and natural language processing: a systematic review. *BMC Emerg Med.* 2024;24:219. doi:10.1186/s12873-024-01135-2.
2. Almulihi QA, Alotaibi RK, Aljohani MS, et al. Applications of Artificial Intelligence and Machine Learning in Emergency Medicine Triage: A Systematic Review. *Med Arch.* 2024;78(3):198-206. doi:10.5455/medarh.2024.78.198-206.
3. Ahmadzadeh B, Patey C, Norman P, Farrell A, Knight J, Czarnuch S, et al. Artificial Intelligence Solutions to Improve Emergency Department Wait Times: Living Systematic Review. *J Emerg Med.* 2025;75:174-187. doi:10.1016/j.jemermed.2025.05.031.
4. Tahernejad A, Sahebi A, Salehi Sahl Abadi A, Safari M, et al. Application of artificial intelligence in triage in emergencies and disasters: a systematic review. *BMC Public Health.* 2024;24:3434. doi:10.1186/s12889-024-20447-3.
5. Collins GS, Moons KGM, Dhiman P, Riley RD, Beam AL, Van Calster B, et al. TRIPOD+AI statement: updated guidance for reporting clinical prediction models that use regression or machine learning methods. *BMJ.* 2024;385:e078378. doi:10.1136/bmj-2023-078378.
6. Vasey B, Nagendran M, Campbell B, Clifton DA, Collins GS, Denaxas S, et al. Reporting guideline for the early-stage clinical evaluation of decision support systems driven by artificial intelligence: DECIDE-AI. *Nat Med.* 2022;28(5):924-933. doi:10.1038/s41591-022-01772-9.
7. World Health Organization. Ethics and governance of artificial intelligence for health: WHO guidance. Geneva: World Health Organization; 2021.
8. U.S. Food and Drug Administration, Health Canada, Medicines and Healthcare products Regulatory Agency. Good Machine Learning Practice for Medical Device Development: Guiding Principles. 2021.
9. U.S. Food and Drug Administration. Artificial Intelligence in Software as a Medical Device. Silver Spring: FDA; updated regulatory resources consulted 2026.
10. Ramaswamy A, et al. ChatGPT Health performance in a structured test of triage recommendations. *Nat Med.* 2026. doi:10.1038/s41591-026-04297-7.
11. Liu N, Koh ZX, Chua E, et al. Development and validation of a practical machine-learning triage algorithm for the detection of patients in need of critical care in the emergency department. *Sci Rep.* 2021;11:24044. doi:10.1038/s41598-021-03104-2.
12. Xie F, Chakraborty B, Ong MEH, Goldstein BA, Liu N. Development and assessment of an interpretable machine learning triage tool for estimating mortality after emergency admissions. *JAMA Netw Open.* 2021;4(8):e2118467. doi:10.1001/jamanetworkopen.2021.18467.
13. Ivanov O, Wolf L, Brecher D, et al. Improving ED emergency severity index acuity assignment using machine learning and clinical natural language processing. *J Emerg Nurs.* 2021;47(2):265-278.e7.

doi:10.1016/j.jen.2020.11.001.

14. De Hond AAH, Raven W, Schinkelshoek L, et al. Machine learning for developing a prediction model of hospital admission of emergency department patients: Hype or hope? *Int J Med Inform.* 2021;152:104496. doi:10.1016/j.ijmedinf.2021.104496.

15. Chen TL, Chen JC, Chang WH, Tsai WM, Shih MC, Nabila AW. Imbalanced prediction of emergency department admission using natural language processing and deep neural network. *J Biomed Inform.* 2022;133:104171. doi:10.1016/j.jbi.2022.104171.

Anexo 1. Checklist institucional de implementación
Tabla 4. Checklist de adopción segura de IA en triaje

Elemento	Sí/No	Evidencia requerida
Problema clínico definido		Documento institucional con objetivo y desenlaces
Base local validada		Reporte retrospectivo con calibración y discriminación
Prueba silenciosa prospectiva		Informe de concordancia y discordancias humano-IA
Plan de manejo de discordancias		Algoritmo firmado por responsables clínicos
Auditoría de sesgo		Métricas estratificadas por subgrupos relevantes
Gobernanza y responsabilidad		Comité responsable y bitácora de cambios
Capacitación del personal		Constancias y simulación de casos críticos
Monitoreo posimplementación		Tablero mensual de seguridad y desempeño
Criterios de suspensión		Umbral predefinidos de daño o degradación

Inteligencia artificial en urgencias y triaje
Promesa operativa, riesgo clínico y condiciones para implementarla

TICC Palencia | Dres. Rodolfo Palencia Díaz y Rodolfo de J. Palencia Vizcarra

¿Qué promete la IA en urgencias?

- Priorización más consistente del triaje
- Detección temprana de deterioro clínico
- Apoyo en rutas tiempo-dependientes (sepsis, EVC, IAM, trauma)
- Predicción de hospitalización y uso de recursos
- Aprovechamiento de texto clínico con NLP

La IA puede funcionar como copiloto operativo, no como sustituto del juicio clínico.

Balance clínico-operativo

Dominio	Beneficio potencial	Riesgo principal
Clasificación de acuidad	Reduce variabilidad y subtraje	Puede reproducir sesgos históricos
Predicción de deterioro	Activa alertas tempranas	Falsos negativos en casos atípicos
Flujo operativo	Mejora asignación de recursos	Optimizar flujo a costa de seguridad
NLP en notas de triaje	Captura banderas rojas del texto	Depende de calidad del registro
IA generativa	Resume y apoya documentación	Riesgo de alucinaciones y omisiones

Riesgos clínicos que no se deben ignorar

- Subtraje algorítmico
- Sobretraje y saturación innecesaria
- Sesgo por edad, sexo, idioma o comorbilidad
- Automation bias (confiar demasiado en la IA)
- Degradación del modelo al cambiar de hospital o población

Nunca bajar prioridad automáticamente por recomendación algorítmica aislada.

Implementación segura en 6 pasos

- Definir el problema clínico-operativo
- Elegir desenlaces relevantes
- Validar el modelo localmente
- Probar en modo silencioso y luego supervisión
- Implementar con supervisión humana explícita
- Auditar desempeño, sesgos y seguridad de forma continua

Si hay discordancia humano-IA, activar reevaluación clínica.

Condiciones mínimas para implementar IA en triaje

- Validación externa y local
- Integración al flujo real de urgencias
- Gobernanza y responsabilidad clínica
- Monitoreo posimplementación
- Capacitación del personal
- Trazabilidad y auditoría de decisiones

La evidencia actual favorece la IA como apoyo supervisado; todavía no justifica delegar el triaje al algoritmo.

Bibliografía

- Porto BM, et al. *BMC Emerg Med.* 2024;24:219. doi:10.1186/s12873-024-01135-2.
- Almuli QA, et al. *Med Arch.* 2024;78(3):198-206. doi:10.5455/medarch.2024.78.198-206.
- Ahmadzadeh B, et al. *J Emerg Med.* 2025;75:174-187. doi:10.1016/j.jemermed.2025.05.031.
- Collins GS, et al. *BMJ.* 2024;385:e078378. doi:10.1136/bmj-2023-078378.
- Vasey B, et al. *Nat Med.* 2022;28:924-933. doi:10.1038/s41591-022-01772-9.

Inteligencia artificial en urgencias y triaje

Promesa operativa, riesgo clínico y el protocolo de implementación segura para América Latina.

Un documento de lectura estratégica basado en los lineamientos de la ANMM.

NotebookLM



La Promesa

- La inteligencia artificial procesa datos heterogéneos (signos vitales, texto libre, antecedentes) para detectar patrones no lineales y predecir deterioro o necesidades operativas.



La Realidad Clínica

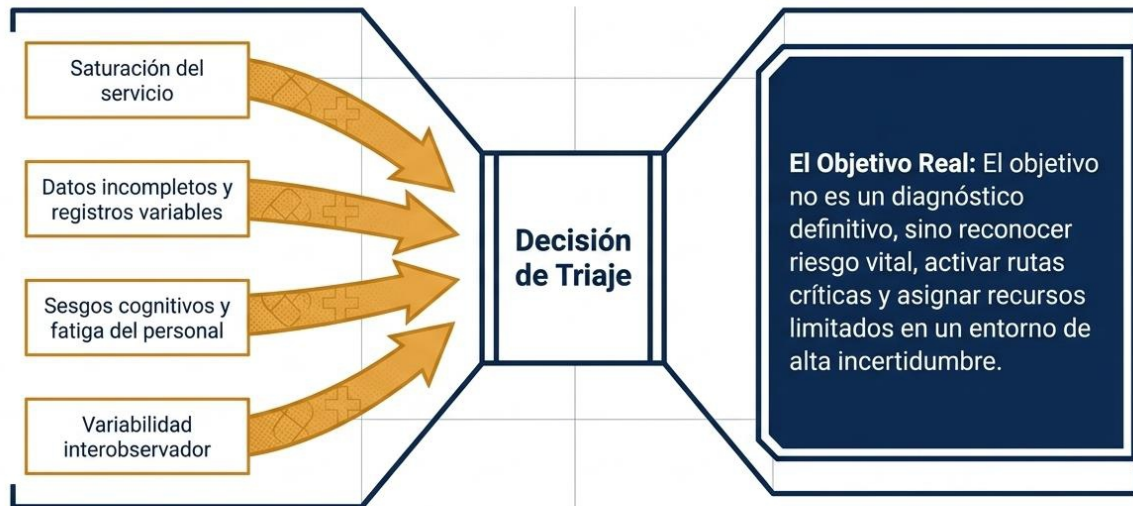
La IA en triaje es una **tecnología clínica de alto riesgo**, no una herramienta administrativa.

El Mandato

La IA nunca debe sustituir al profesional entrenado. Su único lugar seguro es como "segundo lector" bajo estricta supervisión clínica: recomendación visible, nunca decisión autónoma.

NotebookLM

El triaje es una decisión breve, secuencial y de alto impacto.



NotebookLM

Panel de Capacidades: 5 Dominios de la IA en Urgencias

	Clasificación de Acuidad	Beneficio: Reducir variabilidad y apoyar priorización.	Riesgo: Reproducir sesgos del estándar histórico.
	Predicción de Deterioro	Beneficio: Alertas tempranas (UCI, sepsis, paro).	Riesgo: Falsos negativos en presentaciones atípicas.
	Flujo Operativo	Beneficio: Predecir hospitalización y camas.	Riesgo: Optimizar flujo a costa de seguridad clínica.
	NLP (Procesamiento de Lenguaje Natural)	Beneficio: Extraer síntomas de notas de enfermería.	Riesgo: Errores por ambigüedad o mala redacción.
	IA Generativa	Beneficio: Reducir carga cognitiva al documentar.	Riesgo: Alucinaciones, omisiones y autoridad aparente.

NotebookLM

Por qué la IA Generativa sin supervisión es un peligro en urgencias

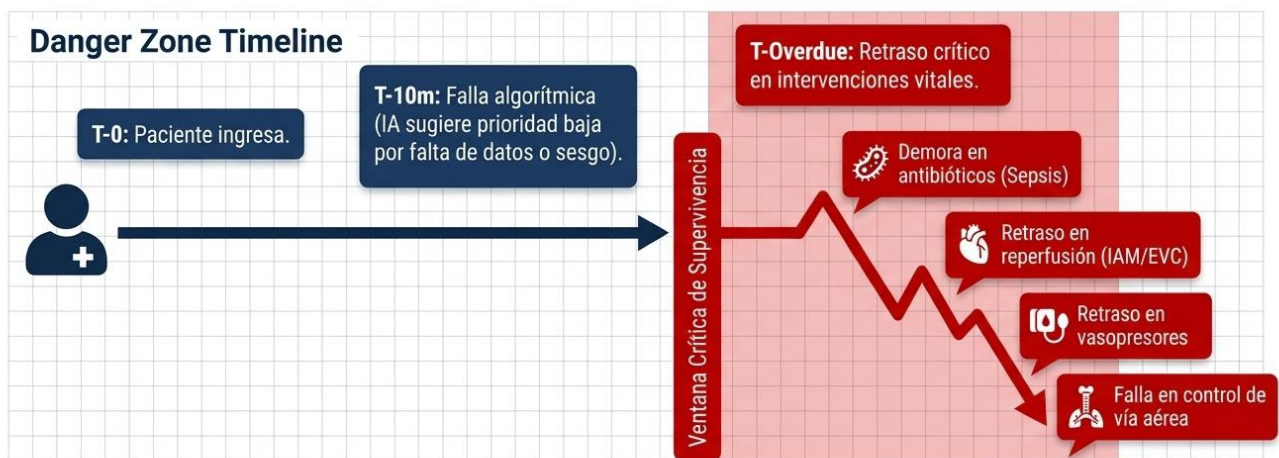
	IA Generativa (Ej. ChatGPT)	Machine Learning Supervisado
Arquitectura y Propósito	Sistemas de propósito general orientados a texto.	Modelos matemáticos entrenados con datos hospitalarios específicos.
El Peligro del Automatismo	Tiende a generar respuestas asertivas incluso con datos faltantes (autoridad aparente).	Genera probabilidades matemáticas auditables (ej. AUC, F1-Score).
Evidencia Clínica (Nature Medicine 2026)	Demostó problemas graves de subtriaje en emergencias, específicamente en exacerbaciones asmáticas .	Desempeño prometedor en validaciones retrospectivas locales, aunque requiere validación prospectiva.

Los modelos generativos exigen evaluación premercado, pruebas adversariales y mecanismos para exigir datos faltantes antes de sugerir baja prioridad.

NotebookLM

El Riesgo Clínico Máximo: Subtriaje Algorítmico

Clasificar como **baja prioridad** a un paciente con enfermedad **tiempo-dependiente** no es un error estadístico abstracto—es una **falla del sistema con consecuencias letales**.



NotebookLM

Matriz Clínica de Riesgos para IA en Urgencias

Impacto Clínico	Crítica			Subtriaje algorítmico	
	Alta	Fuga de datos	Sesgo por subgrupos	Automatismo clínico	
	Moderada		Sobrecarga documental		Fatiga de alertas
	Baja				
		Bajo	Moderado	Alto	Crítico
Probabilidad					

NotebookLM

El Mito del Algoritmo Perfecto

La IA en urgencias es una intervención sociotécnica, no un simple modelo matemático.



El error conceptual más frecuente es confundir el desempeño predictivo (el área bajo la curva) con el beneficio clínico.

⚠ Falso Éxito

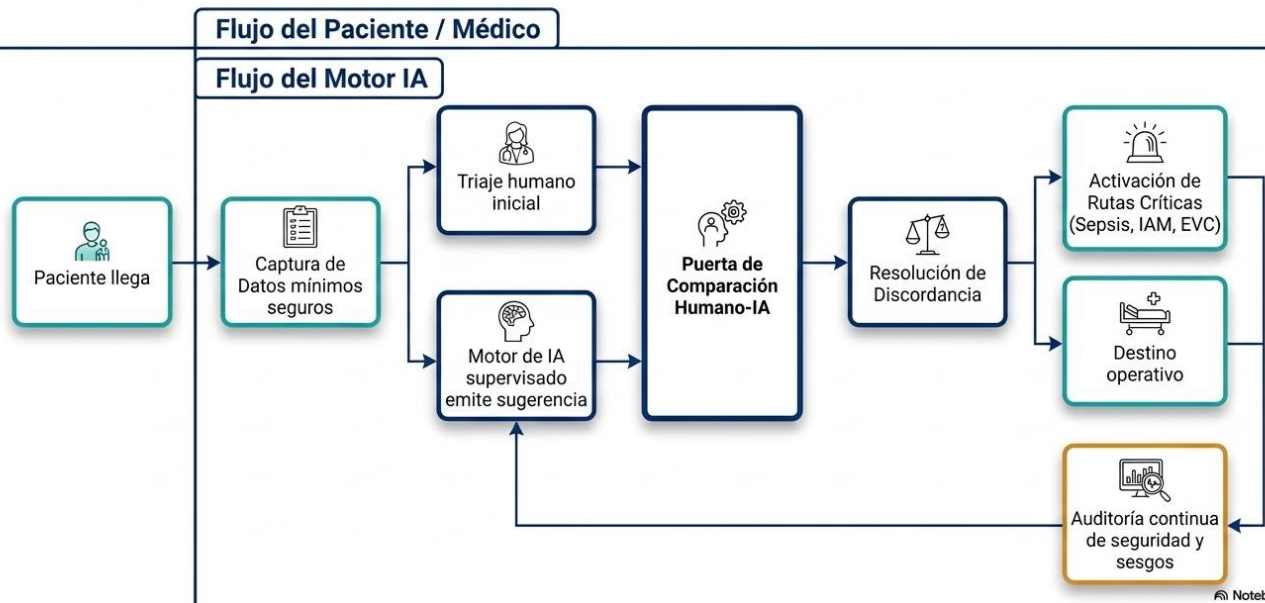
Un modelo con alta precisión matemática fallará si genera alertas excesivas, se activa tarde, o no es creíble para el equipo médico.

✅ Éxito Real

Un modelo estadísticamente modesto salvará vidas si se integra impecablemente al flujo de trabajo, disparando reevaluaciones oportunas en pacientes de alto riesgo.

NotebookLM

Arquitectura Segura: El Humano en el Circuito (Human-in-the-Loop)



Protocolo de Discordancia: Qué hacer cuando la máquina y el médico no coinciden



Toda discordancia debe documentarse obligatoriamente como dato de retroalimentación para el aprendizaje institucional.

NotebookLM

La Realidad Latinoamericana: Por qué la validación local es no negociable

La IA debe adaptarse a una región caracterizada por **alta demanda**, recursos limitados, expedientes variables y saturación **crónica**.



Epidemiología y Escalas

La transferencia directa de modelos extranjeros causa errores graves debido a cambios en la prevalencia de enfermedades y diferentes escalas de triaje históricas.



Disponibilidad de Datos

Los algoritmos asumen disponibilidad inmediata de estudios de laboratorio e imagen que, en nuestros entornos, suelen estar retrasados.



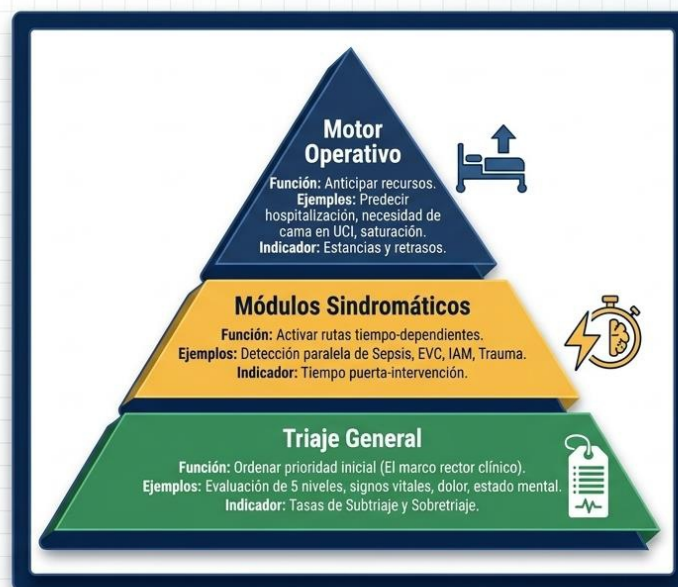
Degradación Silenciosa

Un modelo no validado con datos locales y lenguaje regional (texto de enfermería) se **degradará de forma invisible**, aumentando el riesgo de **subtraje**.



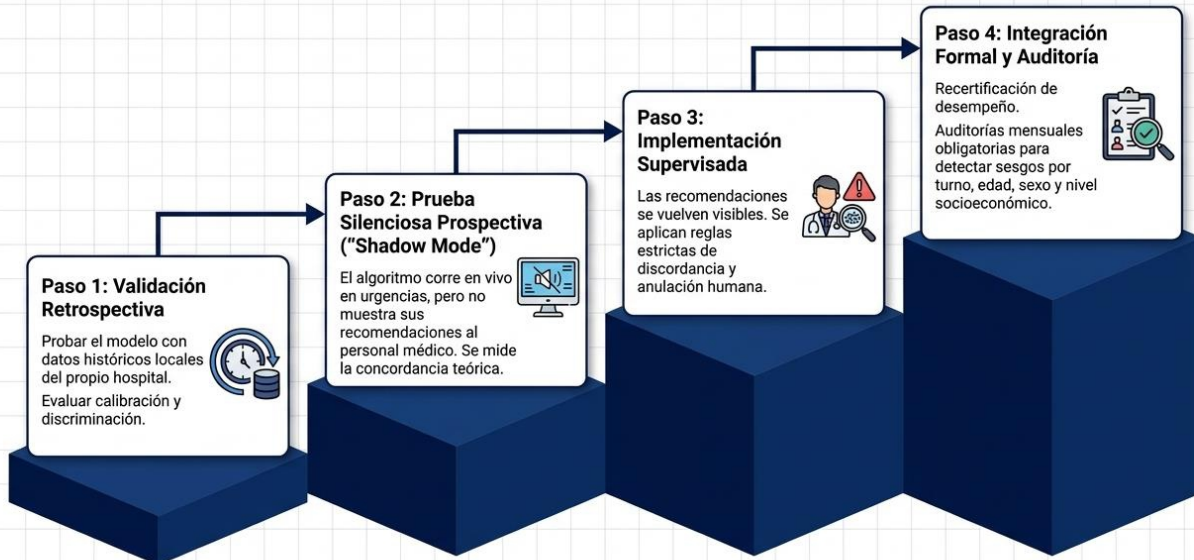
NotebookLM

El Modelo Institucional de 3 Capas para LATAM



NotebookLM

Estrategia de Adopción Escalonada (Basado en lineamientos DECIDE-AI)



NotebookLM

Checklist Institucional: Requisitos de Go / No-Go

Mission Control Checklist	
<input type="checkbox"/>	Datos mínimos seguros: ¿Están definidas las variables indispensables antes de que la IA emita una recomendación?
<input type="checkbox"/>	Plan de manejo de discordancias: ¿Existe un algoritmo firmado por responsables clínicos para resolver desacuerdos Humano-IA?
<input type="checkbox"/>	Capacitación en desconfianza técnica: ¿El personal entiende las limitaciones del sistema y cuándo debe ignorarlo?
<input type="checkbox"/>	Trazabilidad de decisiones: ¿Se puede reconstruir en la bitácora electrónica por qué la IA sugirió cierto nivel?
<input type="checkbox"/>	Criterios de suspensión: ¿Existen umbrales predefinidos de daño o degradación para apagar el sistema inmediatamente?

NotebookLM

El Veredicto Clínico

La pregunta institucional no debe ser si la IA supera al médico en una métrica matemática aislada.

La única pregunta que importa es si su integración reduce el daño, acorta los tiempos críticos y funciona con equidad en la población real.

La **Inteligencia Artificial** es un **copiloto operativy clínico**. Nunca un **sustituto** del juicio y la experiencia del profesional de urgencias.

NotebookLM

