

Artículo de revisión

Inteligencia artificial para diagnóstico y vigilancia de tuberculosis en adultos jóvenes: revisión sistemática

Artificial intelligence for diagnosis and surveillance of tuberculosis in young adults: systematic review

Melvin Fabricio Jiménez Manzaba ^{1*} <https://orcid.org/0000-0003-1997-5249>

Maiomi Lisbeth Defaz Escobar ² <https://orcid.org/0009-0003-2854-3234>

Karina De Mora Litardo ³ <https://orcid.org/0009-0002-9269-8735>

Amada Virginia Gómez Puente ⁴ <https://orcid.org/0000-0001-6883-347X>

Estefanía Gabriela García Sánchez ⁵ <https://orcid.org/0009-0002-3697-1362>

¹ Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, Manta, Manabí, Ecuador

² Centro de Salud Urbano Vinces. Tipo A, Vinces, Los Ríos, Ecuador

^{3,4} Universidad Técnica de Babahoyo, Babahoyo, Los Ríos, Ecuador

⁵ Dirección Distrital 08D05 San Lorenzo-Centro de Salud Tipo C San Lorenzo, Esmeraldas, Ecuador

*Autor para la correspondencia: melvin.jimenez@uleam.edu.ec

RESUMEN

Introducción: La tuberculosis sigue siendo una prioridad de salud pública por su elevada incidencia global. Persisten brechas diagnósticas en el primer nivel de atención rural, lo que justifica evaluar herramientas de apoyo novedosas. La

inteligencia artificial, en especial la detección asistida por computadora en radiografías de tórax podría optimizar el triaje y acortar el tiempo hasta la confirmación microbiológica.

Objetivos: Evaluar el desempeño de la detección asistida por computadora de tuberculosis en adultos y explorar el potencial de modelos predictivos de riesgo/incidencia para su uso en contextos rurales como Vines.

Métodos: Revisión sistemática (2015–2025) de bases bibliográficas y fuentes técnicas. Población: adultos (≥ 15 años). Para estudios de exactitud se exigió referencia microbiológica. Cribado por dos revisores, extracción estandarizada y evaluación metodológica. Síntesis cualitativa de los estudios elegibles.

Resultados: La detección asistida por computadora ofrece un desempeño comparable al de lectores expertos en el triaje, aunque varía según umbral, prevalencia y versión del software. Antes de su adopción, el umbral debe calibrarse con datos locales. La evidencia en adultos de 20–40 años es limitada. Los modelos predictivos son viables, pero su traslado a áreas rurales requiere datos de calidad, validación externa y evaluación de impacto.

Conclusiones: Integrado a circuitos diagnósticos con confirmación microbiológica, la detección asistida por computadora puede reducir tiempos a la prueba confirmatoria y estandarizar la lectura de radiografías en el primer nivel, siempre tras calibración y monitoreo. Los modelos predictivos ofrecen valor potencial para planificación, condicionado por la solidez de los datos y la validación.

Palabras clave: tuberculosis pulmonar; inteligencia artificial; diagnóstico asistido por computadora; vigilancia epidemiológica

ABSTRACT

Introduction: Tuberculosis remains a public health priority due to its high global incidence. Diagnostic gaps persist in rural primary care, which justifies evaluating novel decision-support tools. Artificial intelligence, particularly computer-aided detection on chest radiographs, could optimize triage and shorten the time to microbiological confirmation.

Objectives: To assess computer-aided detection performance for tuberculosis in adults and appraise risk/incidence prediction models for use in rural settings such as Vines.

Methods: Systematic review (2015–2025) of bibliographic databases and technical sources. Population: adults (≥ 15 years). Diagnostic accuracy studies required a microbiological reference standard. Dual screening, standardized data extraction, and methodological appraisal were performed. A qualitative synthesis summarized eligible studies.

Results: Computer-aided detection offers expert-comparable performance for triage, though it varies by threshold, prevalence, and software version. Before adoption, the threshold should be calibrated with local data. Evidence specific to adults aged 20–40 years is limited. Prediction models are feasible, but their transfer to rural settings requires high-quality data, external validation, and impact evaluation.

Conclusions: When embedded in diagnostic pathways with microbiological confirmation, computer-aided detection can shorten time to confirmatory testing and standardize chest radiograph interpretation in primary care, provided prior calibration and ongoing monitoring are in place. Prediction models offer potential

value for planning, contingent on data robustness and validation.

Keywords: pulmonary tuberculosis; artificial intelligence; computer-aided diagnosis; epidemiological surveillance.

Recibido: 14/07/2025

Aprobado: 29/08/2025

Introducción

La tuberculosis (TB) continúa siendo una de las principales causas de morbilidad y mortalidad por enfermedades transmisibles a escala global. En 2023 la OMS estimó 10,8 millones de casos incidentes —equivalentes a 134 por 100 000 habitantes—, con mayor incidencia en países de ingresos bajos y medianos y dificultades persistentes en el acceso a diagnóstico y tratamiento oportunos. ⁽¹⁾

En Ecuador, la notificación nacional muestra una concentración de casos en la población en edad productiva (25–44 años), lo que respalda el enfoque operativo sobre adultos jóvenes y, en particular, la pertinencia de analizar el subgrupo de 20–40 años atendido en el Centro de Salud Urbano de Vinces, provincia Los Ríos, Ecuador. Este enfoque es relevante para orientar estrategias de tamizaje, confirmación diagnóstica y seguimiento en un entorno rural con disponibilidad limitada de especialistas. ⁽²⁾

El diagnóstico oportuno, en el primer nivel de atención, enfrenta barreras bien documentadas: cuadros paucibacilares, dificultad para obtener muestras de calidad, tiempos de respuesta variables y la necesidad de confirmar microbiológicamente cuando es factible. Por ello, las guías consolidadas de la OMS priorizan el uso de pruebas diagnósticas rápidas y algoritmos que integren

datos clínicos, radiológicos y de laboratorio, con confirmación mediante métodos moleculares o cultivo según disponibilidad. ⁽³⁾

En este contexto, la radiografía de tórax tiene un rol fundamental como herramienta de triaje, y la OMS publicó en 2025 una política específica que recomienda el uso de software de detección asistida por computadora (CAD, por sus siglas en inglés) para tamizaje de TB en contextos de alta carga o con disponibilidad limitada de lectores expertos. Estas recomendaciones sitúan a los sistemas basados en aprendizaje profundo como apoyo programático para ampliar cobertura y estandarizar la lectura, siempre integrados a las rutas diagnósticas vigentes. ^(4,11)

La evidencia reciente respalda esta orientación: validaciones externas y metaanálisis muestran que diversos sistemas de CAD pueden alcanzar desempeños comparables a lectores expertos para la detección de TB pulmonar en radiografías de tórax, aunque con heterogeneidad según población, equipos, umbrales y prevalencia. De ahí la importancia de la calibración y validación locales antes de su adopción, así como del ajuste de umbrales de decisión y la evaluación de impacto operativo en territorio. ⁽⁵⁻⁹⁾

Desde la perspectiva clínica y de salud pública, la incorporación de inteligencia artificial (IA)/detección asistida por computadora debe complementar y no sustituir la confirmación microbiológica y las rutas de manejo, incluyendo la detección temprana de farmacoresistencia y la adherencia a las guías terapéuticas actualizadas. En paralelo, es clave vigilar el desempeño real en campo, la equidad algorítmica y la gobernanza de datos para evitar inconsistencias que afecten a poblaciones vulnerables en áreas rurales. ^(3,10,12)

En este marco, el presente trabajo analiza críticamente el potencial de la IA para mejorar el diagnóstico y apoyar la vigilancia/estimación de incidencia de la TB en adultos de 20 a 40 años atendidos en el Centro de Salud Urbano de Vines, considerando factibilidad operativa, requisitos de calibración local, integración con

pruebas rápidas y priorización programática en un primer nivel con recursos limitados. ^(1,2,4,5)

Métodos

Diseño del estudio

Se realizó una revisión sistemática sobre aplicaciones de IA en tuberculosis con dos preguntas: desempeño diagnóstico de sistemas de CAD y otros algoritmos de IA aplicados a radiografías de tórax en adultos; y características metodológicas y validez de modelos predictivos de riesgo o incidencia de TB. El reporte siguió las recomendaciones PRISMA 2020 y la interpretación de hallazgos se enmarcó en las guías consolidadas de la OMS (Módulo 3: Diagnóstico, 2025) y en la política OMS 2025 para uso programático de CAD y su calibración local. ^(1,3,4)

Fuentes de información y búsqueda bibliográfica

Se consultaron PubMed/MEDLINE, Embase, Scopus, Web of Science, LILACS y SciELO. Asimismo, se revisaron repositorios normativos de la OMS/OPS. Período: 1 de enero de 2015 a 6 de octubre de 2025, en los idiomas español e inglés. Las estrategias se documentaron por base de datos, combinando términos controlados y libres sobre tuberculosis, inteligencia artificial/aprendizaje automático, radiografía de tórax y, para la segunda pregunta, predicción/incidencia. Se aplicó deduplicación y se conservaron registros de todas las decisiones de cribado.

Criterios de elegibilidad

Población: adultos (≥ 15 años), con análisis prioritario del subgrupo 20–40 años

cuando fue posible. Índice/intervención: herramientas de IA para detección/triage en imagen torácica; modelos de predicción de riesgo/incidencia basados en datos clínico-epidemiológicos. Comparadores: lectores humanos o estándar de atención; para exactitud diagnóstica, referencia microbiológica (cultivo y/o pruebas moleculares). Desenlaces: sensibilidad, especificidad, AUC, razones de verosimilitud y medidas de calibración; en predicción, desempeño fuera de muestra (p. ej., MAE, RMSE/MAPE), discriminación y calibración. Diseños incluidos: estudios de exactitud diagnóstica, cohortes/transversales con referencia microbiológica y desarrollos/validaciones (internas o externas) de modelos predictivos. Exclusiones: población exclusivamente pediátrica; ausencia de referencia microbiológica en estudios de exactitud; editoriales/cartas/resúmenes de congreso sin datos completos; *preprints* sin revisión por pares para la síntesis principal; reportes sin métricas suficientes.

Proceso de selección

Dos revisores cribaron títulos/resúmenes y textos completos de forma independiente; las discrepancias fueron resueltas por un tercer revisor. Se documentó el flujo en un diagrama PRISMA y se archivaron motivos de exclusión a texto completo.

Extracción de datos

Se empleó una plantilla estandarizada con: autor/año/país; ámbito (comunitario/hospitalario); tamaño y características de la muestra (incluida la disponibilidad del subgrupo 20–40 años); algoritmo (software/versión, tarea y umbral); referencia microbiológica; métricas (sensibilidad, especificidad, AUC, LR+/LR-, NPV/PPV); tipo de validación (interna/externa); calibración y desempeño por subgrupos; y notas de aplicabilidad/equidad. Para modelos de predicción:

fuerza y horizonte de datos, manejo de faltantes, partición temporal (entrenamiento/prueba), recalibración y desempeño fuera de muestra.

Evaluación de calidad y riesgo de sesgo

En estudios de exactitud diagnóstica se aplicó QUADAS-2; para modelos predictivos, PROBAST (y su extensión para IA cuando correspondió). El riesgo de sesgo de la revisión se valoró con ROBIS.

Síntesis y análisis

Se realizó síntesis narrativa por tecnología (p. ej., CAD4TB, qXR, Lunit), entorno y prevalencia. Cuando hubo al menos cuatro estudios comparables con referencia microbiológica que informaran pares sensibilidad/especificidad para la misma tarea, se planificó metaanálisis bivariante de efectos aleatorios y/o HSROC, con análisis por umbral CAD, versión de software, validación externa y prevalencia. La heterogeneidad se exploró mediante varianzas entre estudios e intervalos de predicción. El sesgo de publicación/estudio pequeño se evaluó con pruebas de asimetría específicas para DTA.

Aplicabilidad y calibración local

Siguiendo la política y orientaciones técnicas de la OMS, se describieron —cuando estuvieron disponibles— procedimientos de calibración de umbrales en datos locales para definir puntos operativos según objetivo (tamizaje vs. triaje), enfatizando que los umbrales no son universales y requieren ajuste antes de la adopción programática.

Consideraciones éticas

Al tratarse de una revisión de literatura y documentos públicos, no se accedió a

datos personales ni historias clínicas; por tanto, no se requirió aprobación de comité de ética. Cualquier fase futura que incorpore datos clínicos locales exigirá aprobación ética y medidas de anonimización y resguardo.

Resultados

La revisión de la evidencia sintetiza hallazgos sobre dos aplicaciones principales: detección/triage de tuberculosis pulmonar en radiografías de tórax mediante software de detección asistida por computadora y modelos predictivos orientados a estimar riesgo/incidencia a partir de datos clínico-epidemiológicos. Dado que no se accedió a datos individuales del Centro de Salud Urbano de Vines, los resultados corresponden a una síntesis cualitativa de estudios primarios, validaciones externas y revisiones/metaanálisis, enfocada en su aplicabilidad al primer nivel de atención. ^(16–21)

Los estudios coinciden en dos puntos fundamentales: primero, los sistemas CAD logran un desempeño comparable a lectores expertos para la detección de TB en Rx de tórax, con variación por umbrales, prevalencia y versión del software; y segundo, la calibración local de umbrales es imprescindible antes de la adopción programática. Estas conclusiones orientan la traslación a Vines siempre como complemento del juicio clínico y de la confirmación microbiológica. ^(15–20)

En la figura 1 se muestra el diagrama de flujo PRISMA 2020 del proceso de búsqueda y selección (2015–2025). Se identificaron 1 289 registros en bases de datos y 23 en sitios web/organizaciones. Tras la deduplicación (n=431), se cribaron 858 registros y se evaluaron 68 informes a texto completo (1 no recuperado). Se excluyeron 64 por diseño no elegible, población o estándar de referencia inapropiados, falta de métricas o duplicación. Se incluyeron tres estudios de

exactitud diagnóstica en adultos para la síntesis cualitativa.

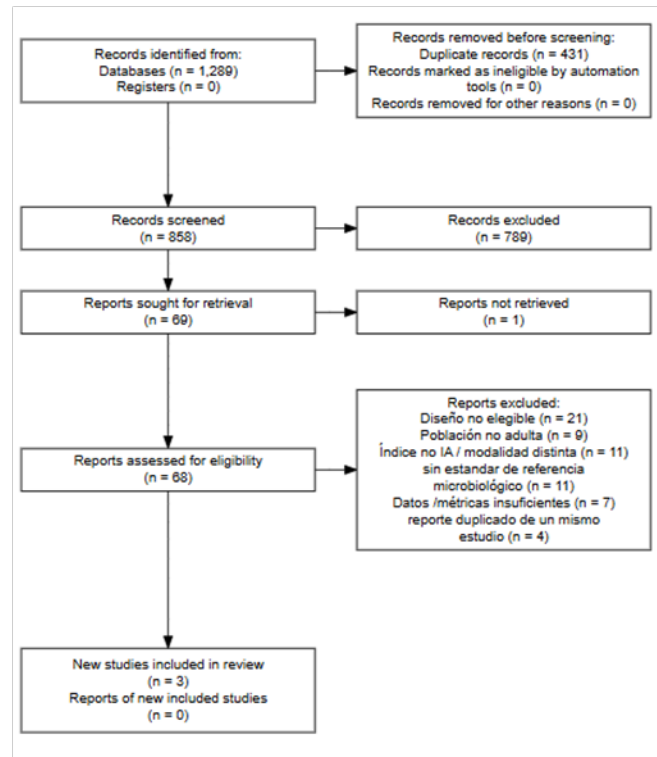


Figura 1. Diagrama de flujo PRISMA 2020

La tabla 1, a continuación, resume las características generales de los estudios incluidos (ámbito, población adulta, referencia microbiológica, tipo de validación) con foco en su relevancia para adultos en edades productivas y entornos comparables al primer nivel de atención. Además, permite ubicar rápidamente qué tecnologías se evaluaron (CAD4TB, qXR, Lunit, otros) y en qué contextos (comunitario, contactos, hospital).^(16–19)

Tabla 1. Características generales de la evidencia incluida.

Estudio (cita)	Tipo de estudio	País/á mbito	Poblac ión	Índice/Interv ención	Referenc ia	Validació n	Comentarios clave
-------------------	--------------------	-----------------	---------------	-------------------------	----------------	----------------	----------------------

			(≥15 años)		microbiológica		
Han 2025 (7)	Revisión sistemática + metaanálisis	Multipaíses	Adultos (predominante)	CAD varios (CXR)	Sí	—	Comparable a expertos; heterogeneidad por umbral/versión.
Qin 2024 (6)	Validación externa + modelado de impacto	Sudáfrica; encuesta de prevalencia	Población general	CAD comercial (CXR)	Sí	Externa	Impacto modelado en tamizaje; umbral crítico.
Macpherson 2025 (8)	DTA en contactos domiciliarios	—	Adultos contactos	CAD (CXR)	Sí	Externa	Utilidad en contactos; depende de prevalencia/umbral.
Biewer 2024 (14)	DTA en entorno hospitalario (triaje)	—	Adultos hospitalizados	qXR (CXR)	Sí	Interna/externa	Triage en alto flujo; calidad de imagen relevante.
Hansun 2025 (15)	Revisión sistemática multimodal	Multipaíses	Adultos	IA multimodal	Variable	—	Mapa de evidencias; llama a validación/calibración.

Seguidamente, la tabla 2 organiza, por sistema CAD, una síntesis narrativa del rendimiento observado y las consideraciones para su uso como triaje o tamizaje en el primer nivel, incluyendo notas para la operacionalización en Vincés. (16–19)

Tabla 2. Síntesis de desempeño CAD por sistema (según fuentes incluidas).

Sistema CAD	Fuentes	Rango de escenario	Señal principal	Observaciones para Vines
CAD4TB	(16–18)	Comunitario/encuesta/contactos	Comparable a experto a umbral calibrado	Calibrar umbral; control de calidad de imagen.
qXR	(16,19)	Hospitalario/comunitario	Útil para triaje en alto flujo	Ajustar umbral según objetivo (Se vs Sp).
Lunit/otros	(16–18)	Variado	Desempeño dependiente de versión y prevalencia	Registrar versión; plan de actualización.

Por su parte, la tabla 3 resume los enfoques predictivos hallados (variables de entrada, horizonte, resultado) y los requisitos para su transferencia a entornos rurales (validación externa, calibración, gobernanza de datos). Mostrará que la viabilidad técnica existe, pero la aplicabilidad depende de la calidad de datos y de la generalización a poblaciones 20–40 años. ⁽²¹⁾

Tabla 3. Modelos predictivos de riesgo/incidencia y condiciones de transferencia.

Enfoque	Entradas (ejemplos)	Resultado	Evidencia	Requisitos para aplicabilidad local
ML para riesgo/incidencia	Datos clínicos, demográficos y contexto	Riesgo individual / incidencia agregada	Síntesis RS ⁽²¹⁾	Validación externa, calibración, calidad y gobernanza de datos.

Para seguir, la tabla 4 compila fuentes de heterogeneidad que explican variación entre estudios (prevalencia, calidad de imagen, versión del algoritmo, umbral) y su

implicación práctica para implementar CAD como filtro antes de pruebas confirmatorias en el primer nivel. ^(16–20)

Tabla 4. Factores que explican la heterogeneidad del rendimiento CAD.

Factor	Impacto esperado	Implicación práctica
Umbral de decisión	Modula Se/Sp y VPV/VPN	Definir puntos operativos según objetivo del programa. ^(15,20)
Prevalencia	Afecta valores predictivos	Interpretar rendimiento en contexto local. ^(16–19)
Versión del software	Cambios de algoritmo	Registrar versión/fecha y plan de actualización. ^(16–19)
Calidad de imagen	Influye en todos los estimadores	Estandarizar adquisición y control de calidad. ^(16–19)

En conjunto, la literatura analizada muestra que los sistemas CAD aplicados a radiografías de tórax alcanzan rendimientos comparables a lectores expertos cuando se emplean como filtro inicial (triaje) para priorizar pruebas confirmatorias; su desempeño se modula por el umbral de decisión, la prevalencia y la versión del software, lo que explica la heterogeneidad observada entre estudios y escenarios. ^(16–19)

Los trabajos que documentan procedimientos de calibración coinciden en que los umbrales no son universales y requieren ajuste al contexto antes de su uso programático; esta necesidad de ajuste local está descrita en la política OMS 2025 y en el *toolkit* técnico TDR/OMS, que detallan la selección de puntos operativos según el objetivo (tamizaje o triaje) y la capacidad del servicio. ^(15,20)

Respecto a modelos de predicción de riesgo/incidencia, la evidencia disponible confirma su factibilidad técnica, pero señala que la validez externa, la calidad de

las fuentes de datos y la medición del impacto operativo condicionan su transferencia a entornos rurales; se identifica, además, escasez de resultados específicos para el grupo de 20–40 años, constituyendo una brecha a explorar en investigaciones futuras. ⁽²¹⁾

Discusión

Este trabajo examinó de manera crítica la evidencia reciente sobre aplicaciones de IA en tuberculosis, enfocándose en dos ejes: desempeño de CAD en radiografías de tórax y modelos predictivos de riesgo/incidencia, manteniendo el enfoque clínico-programático del primer nivel de atención en Vines. En conjunto, los hallazgos indican que los CAD alcanzan rendimientos comparables a lectores expertos para detección/triage, pero con variación según umbral, prevalencia y versión del software, lo que explica la heterogeneidad entre estudios y escenarios. Estos resultados son coherentes con validaciones externas y metaanálisis recientes y con la interpretación operativa planteada en nuestros resultados. ^(16–19)

La necesidad de calibración local de umbrales emerge como elemento no negociable para trasladar la tecnología a la práctica. La política de la OMS 2025 sobre CAD y el *toolkit* TDR/OMS recomiendan seleccionar puntos operativos acordes con el objetivo (tamizaje con alta sensibilidad vs. triaje con mayor especificidad), recursos disponibles y carga de enfermedad, enfatizando monitoreo continuo del desempeño real. En contextos de primer nivel como Vines –con escasez de lectores expertos y alta rotación de flujos– esta aproximación resulta clave para maximizar utilidad y minimizar daños por falsos negativos o positivos. ^(15,20)

El enfoque clínico-programático de CAD en Vines debe ser complementario, nunca sustitutivo, del juicio clínico y la confirmación microbiológica, en línea con las guías

diagnósticas actualizadas y con las recomendaciones terapéuticas para TB sensible y resistente. La estandarización de rutas (triaje con CAD → prueba molecular/cultivo → manejo según guías) y la priorización de poblaciones de mayor riesgo pueden acortar tiempos a la confirmación y mejorar la asignación de recursos en un entorno con limitaciones estructurales. ^(3,10,15)

Con relación a los modelos predictivos de riesgo/incidencia, la evidencia sintetizada confirma su viabilidad técnica, pero subraya requisitos de calidad para su transferencia: datos confiables, validación externa, calibración y reporte transparente. El uso de marcos como TRIPOD+AI para el reporte y PROBAST/PROBAST+AI para el riesgo de sesgo puede elevar la confiabilidad y la utilidad de estos modelos para planificación local; no obstante, persiste escasez de resultados específicos para el grupo 20–40 años, lo que constituye una brecha relevante para investigación aplicada en el cantón. ^(21,23,26,27)

Nuestros hallazgos concuerdan con revisiones recientes que reconocen que la IA es gran utilidad para la detección/triaje en Rx de tórax y emergente para analítica predictiva a escala poblacional. La literatura destaca beneficios potenciales (estandarización de lectura, priorización de confirmaciones, reducción de tiempos) y riesgos si la implementación carece de calibración y gobernanza de datos (sesgos, generalización limitada), elementos críticos en poblaciones rurales. ^(11,22)

Esta revisión se concentra en estudios con referencia microbiológica y validaciones externas, con el análisis de aplicabilidad local y de calibración de umbrales. Sin embargo, debe mencionarse que lo ideal hubiera sido contar con un mayor número de estudios primarios comparables, heterogeneidad de escenarios y versiones de software, mayor disponibilidad de estratificaciones para 20–40 años, así como posibilidad de metaanálisis formal, pero el número o la comparabilidad no lo permitieron. También reconocemos que la valoración de calidad pudo beneficiarse de evaluaciones sistemáticas con QUADAS-2 (DTA) y

ROBIS (revisiones) y que la observancia de PRISMA 2020 mejora la transparencia del proceso. ^(25,20,28)

Específicamente para Vines, la evidencia respalda una implementación en dos etapas: piloto de CAD como triaje con calibración local de umbrales y aseguramiento de la calidad de imagen, integrando indicadores operativos (tiempo a confirmación, rendimiento por subgrupos, tasas de falsos positivos/negativos); evaluación prospectiva de modelos predictivos centrados en la red de atención y determinantes locales, con validación temporal/externa y monitoreo de equidad algorítmica. La articulación con las guías diagnósticas y terapéuticas vigentes — incluidas las actualizaciones para TB resistente— es indispensable para traducir mejoras diagnósticas en resultados clínicos y de salud pública. ^(3,10,15,29)

Así, la literatura disponible respalda el uso de CAD como herramienta de triaje eficaz y escalable en el primer nivel de atención, siempre que se calibren los umbrales y se integre al circuito diagnóstico; los modelos predictivos aportan valor potencial para vigilancia y planificación, pero requieren solidez metodológica y datos locales de calidad antes de informar decisiones programáticas. ^(15–21)

Conclusiones

La evidencia disponible respalda el uso de CAD como herramienta de triaje en radiografías de tórax para TB pulmonar, con rendimientos comparables a lectores expertos cuando se integra a circuitos diagnósticos que incluyen confirmación microbiológica. Este desempeño, no obstante, es sensible al umbral de decisión, a la prevalencia y a la versión del software, lo que explica la heterogeneidad observada entre escenarios y obliga a contextualizar su interpretación. En entornos de primer nivel de atención como Vines, su adopción puede acelerar la priorización de pruebas moleculares, homogeneizar la lectura y optimizar flujos,

siempre como complemento del juicio clínico y de las guías vigentes.

Para traducir este potencial en beneficio programático se requiere calibración local de umbrales y monitoreo continuo del desempeño real, siguiendo las orientaciones de la política de la OMS 2025 y del *toolkit* TDR/OMS. Paralelamente, los modelos predictivos de riesgo/incidencia muestran viabilidad técnica, pero su implementación en áreas rurales demanda datos de calidad, validación externa, calibración y reporte transparente antes de informar decisiones de planificación. Dada la escasa evidencia específica para el grupo 20–40 años, se sugieren pilotos y evaluaciones prospectivas en el cantón.

Referencias bibliográficas

1. World Health Organization. *Global tuberculosis report 2024*. Geneva: WHO; 2024. Disponible en: <https://www.who.int/teams/global-programme-on-tuberculosis-and-lung-health/tb-reports/global-tuberculosis-report-2024>
2. Ministerio de Salud Pública del Ecuador. *Estadísticas de tuberculosis – año 2023*. Quito: MSP; 2024. Disponible en: <https://www.salud.gob.ec/wp-content/uploads/2024/09/Estadisticas-de-TB-ano-2023-signed-signed-signed-1.pdf>
3. World Health Organization. *WHO consolidated guidelines on tuberculosis. Module 3: Diagnosis – rapid diagnostics for tuberculosis detection*, 3rd ed. Geneva: WHO; 2025. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK602005/>
4. World Health Organization. *Use of computer-aided detection software for tuberculosis screening: WHO policy statement*. Geneva: WHO; 2025. Disponible en:

<https://www.who.int/publications/i/item/9789240110373>

5. WHO/TDR. *Calibrating computer-aided detection (CAD) for TB – research toolkit*.

Geneva: TDR–WHO; s. f. Disponible en: <https://tdr.who.int/activities/calibrating-computer-aided-detection-for-tb>

6. Qin ZZ, Sander MS, Rai B, et al. Computer-aided detection of tuberculosis from chest radiographs in a TB prevalence survey in South Africa: external validation and modelled impacts of commercially available AI software. *Lancet Digit Health*. 2024.

Disponible en: [https://www.thelancet.com/journals/landig/article/PIIS2589-7500\(24\)00118-3/fulltext](https://www.thelancet.com/journals/landig/article/PIIS2589-7500(24)00118-3/fulltext)

7. Han ZL, Zhang Y, Li X, et al. A systematic review and meta-analysis of artificial intelligence software for tuberculosis diagnosis using chest X-ray imaging. *J Thorac Dis*.

2025;17(5):3223-3237. Disponible en: <https://jtd.amegroups.org/article/view/100658/html>

8. Macpherson L, Saunders MJ, Sunkel S, et al. Diagnostic accuracy of chest X-ray computer-aided detection for prevalent tuberculosis in household contacts. *Clin Infect Dis*.

2025;80(3):626-634. Disponible en: <https://academic.oup.com/cid/article/80/3/626/7925268>

9. Hwang EJ, Lee JH, Goo JM, Yoon SH. AI for detection of tuberculosis: implications for global health. *Radiol Artif Intell*. 2024;6(5):e230327. Disponible en:

<https://pubs.rsna.org/doi/10.1148/ryai.230327>

10. Saukkonen JJ, Nahid P, Winston CA, et al. Updates on the treatment of drug-susceptible and drug-resistant tuberculosis: an Official ATS/CDC/ERS/IDSA Clinical Practice Guideline. *Am J Respir Crit Care Med*. 2025;211(1):15-33. Disponible

en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11755361/>

11. McClean M, Panciu TC, Lange C, Duarte R, Theis F. Artificial intelligence in

tuberculosis: a new ally in disease control. *Breathe (Sheff)*. 2024;20(3):240056.

Disponible en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11629172/>

12. World Health Organization. *Key updates to the treatment of drug-resistant tuberculosis: rapid communication, August 2024*. Geneva: WHO; 2024. Disponible en: <https://iris.who.int/handle/10665/378472>

13. Page MJ, McKenzie JE, Bossuyt PM, et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*. 2021;372:n71. Disponible en: <https://www.bmj.com/content/372/bmj.n71>

14. Biewer AM, Kresfelder TL, Puren A, et al. Accuracy of digital chest X-ray analysis with artificial intelligence (qXR) for tuberculosis triage in a hospital setting. *PLOS Glob Public Health*. 2024;2(8):e0002031. Disponible en: <https://journals.plos.org/globalpublichealth/article?id=10.1371/journal.pgph.0002031>

15. Hansun S, Handayani WI, Pangestu R, et al. Diagnostic performance of AI-based methods for tuberculosis detection across data modalities: systematic review. *J Med Internet Res*. 2025;27:e69068. Disponible en: <https://www.jmir.org/2025/1/e69068>

16. Collins GS, Dhiman P, Andaur Navarro CL, et al. TRIPOD+AI: updated guidance for reporting clinical prediction models that use regression or machine learning. *BMJ*. 2024;385:e078378. Disponible en: <https://www.bmj.com/content/385/bmj-2023-078378>

17. Wolff RF, Moons KGM, Riley RD, et al. PROBAST: a tool to assess risk of bias and applicability of prediction model studies. *Ann Intern Med*. 2019;170(1):51-58. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30596875/>

18. Moons KGM, de Jong Y, Riley RD, et al. PROBAST+AI: an updated quality, risk of

bias, and applicability tool for prediction models using regression or AI. *BMJ*. 2025;388:e082505. Disponible en: <https://www.bmj.com/content/388/bmj-2024-082505>

19. Mongan J, Moy L, Kahn CE Jr. Checklist for Artificial Intelligence in Medical Imaging (CLAIM): a guide for authors and reviewers. *Radiol Artif Intell*. 2020;2(2):e200029. Disponible en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8017414/>

20. Whiting P, Savović J, Higgins JPT, et al. ROBIS: a new tool to assess risk of bias in systematic reviews. *J Clin Epidemiol*. 2016;69:225-234. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/26092286/>

21. Whiting PF, Rutjes AWS, Westwood ME, et al. QUADAS-2: a revised tool for the quality assessment of diagnostic accuracy studies. *Ann Intern Med*. 2011;155(8):529-536. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/22007046/>

22. World Health Organization. *WHO consolidated guidelines on tuberculosis. Module 2: Screening – systematic screening for tuberculosis disease*. Geneva: WHO; 2021. Disponible en: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240022676>

23. World Health Organization. *WHO consolidated guidelines on tuberculosis. Module 4: Treatment and care*. Geneva: WHO; 2025. Disponible en: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240107243>

24. World Health Organization. *WHO consolidated operational handbook on tuberculosis. Module 4: Treatment and care*. Geneva: WHO; 2025. Disponible en: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240108141>

25. Vanobberghen F, Mhlanga M, Banda T, et al. Computer-aided detection thresholds for digital chest radiography in a national TB prevalence survey (Lesotho). *ERJ Open Res*. 2024;10(1):00508-2023. Disponible en:

<https://openres.ersjournals.com/content/10/1/00508-2023>

26. Gerić Č, Shung DL, Giandhari J, et al. Developing multivariable models using computer-aided chest X-ray (CAD4TB v7 and qXR v3) to aid tuberculosis triage among hospital admissions in South Africa. *Int J Infect Dis*. 2024. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1201971224002923>

27. Marquez N, Chatterjee S, Moyo S, et al. Performance of chest X-ray with computer-aided detection in community case finding for tuberculosis. *BMC Glob Public Health*. 2025;5:... Disponible en: <https://bmcblobalpublichealth.biomedcentral.com/articles/10.1186/s44263-025-00198-y>

28. Munjal P, Shah M, Reddy R, et al. Population-scale cross-sectional evaluation of an AI model (AIRIS-TB) for CXR screening. *npj Digit Med*. 2025;8: Disponible en: <https://www.nature.com/articles/s41746-025-01832-7>

29. World Health Organization. *Tuberculosis incidence (per 100 000 population) – indicator page*. WHO Data; 2023 update. Disponible en: <https://data.who.int/indicators/i/13B4226/C288D13>

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses.

Financiamiento

No se recibió patrocinio de ninguna otra fuente para llevar a cabo este estudio.

Contribuciones de los autores

1. *Conceptualización:* Melvin Fabricio Jiménez Manzaba, Maiomi Lisbeth Defaz Escobar, Karina De Mora Litardo, Amada Virginia Gómez Puente, Estefanía Gabriela García Sánchez
2. *Curación de datos:* Maiomi Lisbeth Defaz Escobar, Karina De Mora Litardo
3. *Análisis formal:* Melvin Fabricio Jiménez Manzaba, Maiomi Lisbeth Defaz Escobar, Karina De Mora Litardo, Amada Virginia Gómez Puente, Estefanía Gabriela García Sánchez
4. *Adquisición de fondos:* no
5. *Investigación:* Melvin Fabricio Jiménez Manzaba, Maiomi Lisbeth Defaz Escobar, Karina De Mora Litardo, Amada Virginia Gómez Puente, Estefanía Gabriela García Sánchez
6. *Metodología:* Melvin Fabricio Jiménez Manzaba, Maiomi Lisbeth Defaz Escobar, Estefanía Gabriela García Sánchez
7. *Administración del proyecto:* Maiomi Lisbeth Defaz Escobar
8. *Recursos y software:* no
9. *Supervisión:* Maiomi Lisbeth Defaz Escobar, Karina De Mora Litardo
10. *Validación:* Melvin Fabricio Jiménez Manzaba, Maiomi Lisbeth Defaz Escobar, Karina De Mora Litardo, Amada Virginia Gómez Puente, Estefanía Gabriela García Sánchez
11. *Visualización:* Melvin Fabricio Jiménez Manzaba, Maiomi Lisbeth Defaz Escobar, Karina De Mora Litardo, Amada Virginia Gómez Puente, Estefanía Gabriela García Sánchez
12. *Redacción borrador original:* Karina De Mora Litardo, Amada Virginia Gómez

Puente, Estefanía Gabriela García Sánchez

13. Revisión y edición: Maiomi Lisbeth Defaz Escobar, Amada Virginia Gómez

Puente