



UNIVERSIDAD PERUANA
CAYETANO HEREDIA

Facultad de
MEDICINA

UTILIDAD DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA MEJORA DEL
DIAGNÓSTICO DE ENFISEMA PULMONAR POR TOMOGRAFÍA
COMPUTARIZADA DE BAJA DOSIS: UNA REVISIÓN DE ALCANCE

USEFULNESS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO IMPROVE THE
DIAGNOSIS OF PULMONARY EMPHYSEMA USING LOW-DOSE
COMPUTERED TOMOGRAPHY: A REVIEW OF THE SCOPE

TESIS PARA OPTAR POR EL TÍTULO PROFESIONAL DE LICENCIADO
EN TECNOLOGÍA MÉDICA EN LA ESPECIALIDAD DE RADIOLOGÍA

AUTORES

AARON NAHUM COTRINA SUAREZ
YERSON EDGAR CHAVEZ MACHADO
RONALD ALEXIS MARTINEZ ACUÑA

ASESOR

JOSE LUIS SANTOS ARANA VIVAR

CO-ASESOR

LUPE YSABEL VIDAL VALENZUELA

LIMA - PERÚ

2026

JURADO

Presidente: MG. CECILIA LUIS MIRANDA

Vocal: MG. EDWARD ARTEMIO MECA CASTRO

Secretario: LIC. LUIS ALBERTO CAYCHO HUAPAYA

Fecha de Sustentación: 20 de abril del 2026

Calificación: aprobado

ASESORES DE TESIS

ASESOR

LIC. JOSE LUIS SANTOS ARANA VIVAR

Departamento Académico de Tecnología Médica en la especialidad de Radiología

ORCID: 0009-0007-4220-9282

CO-ASESOR

DRA. LUPE YSABEL VIDAL VALENZUELA

Departamento Académico de Clínicas Médicas

ORCID: 0000-0002-6624-314X

DEDICATORIA

A los asesores por su guía, observaciones y correcciones. A mi familia por el apoyo sostenido durante todo este periodo y a mis compañeros por compartir información, recursos útiles y su admirable compromiso con la investigación.

- Yerson Edgar Chávez Machado

Quiero dedicar este trabajo a los licenciados del servicio de tomografía del Hospital Nacional Dos de Mayo, por su orientación y sus observaciones durante el desarrollo de este trabajo. A mis amigos, gracias por su disponibilidad cuando fue necesario. Y sobre todo a mis padres, que fueron mi mayor apoyo, gracias por todo el esfuerzo, la comprensión y el cariño. Sin ustedes esto no habría sido posible.

- Ronald Alexis Martinez Acuña

A mi familia por el apoyo constante durante todo este proceso, especialmente a mis padres, por su paciencia en los momentos de mayor estrés y por haber mantenido la estabilidad en casa mientras yo dedicaba largas horas a mis responsabilidades. También mencionar a mis hermanos y mi pareja, quienes contribuyeron con comprensión y con su presencia cuando fue necesario. Este logro representa no solo un esfuerzo individual, sino el resultado de la contención y el respaldo que recibí de mi entorno personal más cercano durante meses, muchas gracias.

- Aaron Nahun Cotrina Suarez

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos a la UPCH por haber proporcionado las condiciones necesarias para realizar este trabajo. En especial al asesor principal MG. José Arana por su orientación, sus observaciones detalladas y por haber dedicado tiempo a revisar y mejorar cada etapa del proyecto. Asimismo, extendemos nuestro reconocimiento al Lic. Boris Torres Melgarejo por participar en nuestras revisiones y evaluaciones, ya que sus comentarios y sugerencias fueron clave para fortalecer la metodología y los resultados obtenidos.

FUENTES DE FINANCIAMIENTO

autofinanciado

DECLARACIÓN DE CONFLICTO DE INTERÉS

Los autores declaran no tener conflictos de interés.

DECLARACIÓN DE ORIGINALIDAD



UNIVERSIDAD PERUANA
CAYETANO HEREDIA

DECLARACIÓN DE ORIGINALIDAD

Los egresados:

N°	APELLIDOS Y NOMBRES
1.	CHAVEZ MACHADO YERSON EDGAR
2.	COTRINA SUAREZ AARON NAHUN
3.	MARTINEZ ACUÑA RONALD ALEXIS

Pertencientes al programa de la **CARRERA PROFESIONAL DE TECNOLOGÍA MÉDICA EN LA ESPECIALIDAD DE RADIOLOGÍA**, autores del trabajo titulado: **UTILIDAD DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA MEJORA DEL DIAGNÓSTICO DE ENFISEMA PULMONAR POR TOMOGRAFÍA COMPUTARIZADA DE BAJA DOSIS: UNA REVISIÓN DE ALCANCE** el cual ha sido elaborado, sustentado y aprobado, según corresponda, para optar por el **TÍTULO PROFESIONAL DE LICENCIADO EN TECNOLOGÍA MÉDICA EN LA ESPECIALIDAD DE RADIOLOGÍA** bajo la modalidad de **TESIS**.

En calidad de docentes asesores de la Universidad Peruana Cayetano Heredia:

N°	APELLIDOS Y NOMBRES DEL DOCENTE	FACULTAD	NIVEL DE ASESORÍA
1.	ARANA VIVAR JOSE LUIS SANTOS	MEDICINA	ASESOR
2.	VIDAL VALENZUELA LUPE YSABEL	MEDICINA	CO-ASESOR

Declaramos que el contenido del presente documento es original y que las citas y referencias a otros autores cumplen con las normas académicas establecidas. En ese sentido, hacemos constar que:

- El documento presenta un porcentaje de similitud de **14%**, según el reporte emitido por el software **Turnitin®** (identificador de entrega: **trn:oid:::1:3597262015**; fecha de entrega: **18-06-2026**).
- Tras una revisión detallada del reporte y del contenido del trabajo en cuestión, no se han identificado indicios de plagio.
- Se certifica que el documento respeta los principios de integridad académica y cumple con los requisitos institucionales de originalidad.

Lugar y fecha: **Lima, 18 de junio del 2026.**

Firma del asesor
N° DNI: 07899463
ORCID: 0009-0007-4220-9282

Firma del Co-asesor
N° DNI: 09471254
ORCID: 0000-0002-6624-314X



TABLA DE CONTENIDOS

RESUMEN	
ABSTRACT	
I. INTRODUCCIÓN	1
II. OBJETIVOS.....	5
III. MATERIALES Y MÉTODOS	6
IV. RESULTADOS	8
V. DISCUSIÓN	14
VI. LIMITACIONES	17
VII. CONCLUSIONES.....	19
VIII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	21
IX. TABLAS	27
ANEXOS.....	38

RESUMEN

Introducción: El enfisema es una forma de enfermedad pulmonar obstructiva crónica (EPOC), siendo la cuarta causa de deceso en el mundo. La radiología ha tenido grandes avances, destacando el uso de la inteligencia artificial (IA) en la tomografía computarizada de baja dosis (TCBD).

Objetivo: Mapear la evidencia disponible sobre la utilidad de la inteligencia artificial en la mejora del diagnóstico de enfisema pulmonar por tomografía computarizada de baja dosis.

Metodología: Se elaboró una revisión de alcance siguiendo las directrices del Instituto Joanna Briggs (JBI). Se incluyeron estudios publicados desde el 2019 hasta el año 2024. La búsqueda se realizó en bases de datos como Embase, Medline, Clinical Key, Scielo, LILACS, Cochrane y literatura gris. Los artículos fueron evaluados en forma independiente para su inclusión y las decisiones discordantes se tomaron por consenso y ayuda de un cuarto revisor.

Resultados: Se incluyeron 10 estudios. La evidencia mostró que los algoritmos de aprendizaje profundo (Deep Learning) mejoraron significativamente la calidad de imagen al reducir el ruido en protocolos de baja dosis. Asimismo, la cuantificación automatizada del enfisema demostró una correlación superior con la mortalidad y la obstrucción del flujo aéreo en comparación con la evaluación visual tradicional.

Conclusiones: La inteligencia artificial es una herramienta útil que permite transformar la TCBD de un método de cribado cualitativo a uno cuantitativo, mejorando la precisión diagnóstica y la estratificación del riesgo en pacientes con enfisema.

Palabras clave: Inteligencia artificial, aprendizaje profundo, enfisema pulmonar, tomografía computarizada de baja dosis.

ABSTRACT

Emphysema is a form of chronic obstructive pulmonary disease (COPD) and is the fourth leading cause of death worldwide. Radiology has made significant advances, notably the use of artificial intelligence (AI) in low-dose computed tomography (LDCT).

Objective: To map the available evidence on the usefulness of artificial intelligence in improving the diagnosis of pulmonary emphysema by low-dose computed tomography.

Methodology: A scoping review was conducted following the Joanna Briggs Institute (JBI) guidelines. Studies published from 2019 to 2024 were included. The search was conducted in databases such as Embase, PubMed, Clinical Key, Cochrane, and grey literature.

Results: 10 studies were included. Evidence showed that deep learning algorithms significantly improved image quality by reducing noise in low-dose protocols. Furthermore, automated emphysema quantification demonstrated a superior correlation with mortality and airflow obstruction compared to traditional visual assessment.

Conclusions: Artificial intelligence is a useful tool that transforms LDCT from a qualitative screening method into a quantitative one, improving diagnostic accuracy and risk stratification in patients with emphysema.

Keywords: Artificial intelligence, deep learning, pulmonary emphysema, low-dose computed tomography

I. INTRODUCCIÓN

El enfisema es una forma de enfermedad pulmonar obstructiva crónica (EPOC) que se caracteriza por la dilatación y destrucción gradual de los alvéolos del pulmón, lo que reduce la elasticidad del tejido pulmonar y provoca una obstrucción irreversible del flujo aéreo (1). Esta pérdida de la arquitectura pulmonar tiende a generar bullas, un espacio aéreo de más de 1 cm, como resultado del daño del parénquima pulmonar (2).

Según el Estudio de la Carga Global de Enfermedad de 2016, se estima que hubo 251 millones de personas con EPOC a nivel mundial. Cerca del 90 % de las muertes que están relacionadas con la EPOC tienen mayor prevalencia en países de ingresos bajos y medios (3)(4). El tabaquismo causa más del 70% de los casos de EPOC en países de ingreso alto. En países de ingreso medio y bajo, el consumo de tabaco representa del 30-40% de los casos, además la contaminación del aire en lugares cerrados representa un importante factor de riesgo (5).

En septiembre de 2015, la Región Callao reportó 642 casos de EPOC atendidos en establecimientos del MINSA, un 41.4% más que los 454 casos del mismo periodo de 2014. Del total, 84.27% (541 casos) eran de la región, un 39.43% más que el año anterior (388 casos), aunque la tendencia regional y en la mayoría de los distritos, salvo Carmen de la Legua, es a la baja. Los distritos con más casos son Callao (72.46%) y Ventanilla (11.28%), con las mayores tasas de incidencia en Callao (97.49 por 100,000 hab.) y Carmen de la Legua (97.32 por 100,000 hab.). El 15.73% de los casos provienen de otros distritos de Lima y regiones como Cajamarca y Arequipa. Los mayores de 60 años representan el 67.65% de los

casos, y se reportaron 60 fallecidos (1.59%), la mitad en Callao y 69% en este grupo etario. La Dirección Regional de Salud promueve estilos de vida saludables y planea optimizar el diagnóstico mediante espirometrías (6).

La tomografía computarizada (TC) permite valorar en vivo el enfisema pulmonar a nivel macroscópico. (7) bajo ese mismo contexto la TC de baja dosis ha emergido como una alternativa prometedora para el diagnóstico de enfisema pulmonar, especialmente en programas de cribado, ya que reduce la exposición a radiación en comparación con la TC normal. Mientras que una TC de tórax estándar puede administrar una dosis efectiva de radiación de 5-8 mSv, una TC de baja dosis reduce esta exposición a 1-2 mSv (10). Haciendo importante su uso ya que se estima que la TC estándar es causante del 5% de cánceres diagnosticados anualmente en Estados Unidos, y que la TC de tórax es la segunda causa de cáncer por radiación, sólo por detrás del estudio de abdomen o pelvis (11).

La inteligencia artificial (IA) se define como la habilidad de los sistemas computacionales para realizar tareas que usualmente demandan criterio propio de las personas, como el aprendizaje, el razonamiento y el reconocimiento de patrones, mediante algoritmos que procesan datos de manera autónoma. Los algoritmos de IA, como las redes neuronales convolucionales (CNN), han demostrado un rendimiento sobresaliente en el diagnóstico del enfisema pulmonar mediante TC. Estudios recientes han reportado una mejora en la clasificación más temprana de los niveles de gravedad leve de EPOC que pasan desapercibidos mediante pruebas de función pulmonar convencionales (12).

En este contexto, la IA cumple un rol fundamental, destacándose principalmente el deep learning (DL). El cual ha evolucionado la interpretación de estudios al

permitir el análisis automático de grandes volúmenes de información con mayor exactitud (8). Su importancia se basa en la capacidad de identificar hallazgos imperceptibles, reducir la variabilidad que hay entre observadores y acelerar el diagnóstico, ya que es altamente valioso en enfermedades complejas como el enfisema pulmonar, donde una interpretación manual de los volúmenes puede ser subjetiva de acuerdo al observador (9).

En radiología, interpretar los estudios es una tarea cognitiva central que combina la percepción visual con el estado clínico del paciente. El machine learning (ML) es un subtipo de inteligencia artificial que utiliza procesos matemáticos capaces de aprender y entrenar a partir de datos; sin embargo necesita que el ser humano seleccione qué propiedades son importantes para el análisis. En cambio, el aprendizaje profundo es una evolución del ML que emplea redes neuronales con muchas capas, capaces de extraer por sí mismas las características de los datos, lo que lo hace especialmente útil en radiología para interpretar imágenes complejas, aunque demanda grandes volúmenes de datos y alto poder computacional (13).

Tanto los modelos de deep learning como los de machine learning ofrecen una alta precisión diagnóstica en la detección de EPOC a través de imágenes de CT. Aunque el uso del enfoque Multiple-Instance Learning (MIL) dentro de los modelos DL podría proporcionar una ligera mejora, no hay evidencia estadística fuerte que respalde una superioridad clara de un enfoque sobre el otro (8).

Se realizó una revisión de la literatura y se hallaron 2 revisiones sistemáticas que han explorado el uso de la IA en el diagnóstico de la EPOC, aunque no se centran específicamente en el enfisema pulmonar ni en la TC de baja dosis. Por ejemplo, una revisión sistemática y metaanálisis sobre aprendizaje automático y profundo

en el diagnóstico de EPOC basado en TC encontró que los algoritmos de IA mejoran la precisión diagnóstica, pero se enfocó principalmente en características generales de la EPOC, como la obstrucción de vías respiratorias, sin abordar específicamente el enfisema (14). Otra revisión sistemática sobre tecnologías digitales y algoritmos de IA en EPOC destacó aplicaciones en monitoreo y manejo clínico, pero incluyó diversas modalidades de diagnóstico, no exclusivamente TC de baja dosis ni enfisema (15).

Pese a los avances en el diagnóstico por radiología, el diagnóstico temprano del enfisema pulmonar sigue siendo un reto clínico, especialmente en pacientes asintomáticos o con función pulmonar preservada. La tomografía computarizada de baja dosis, ofrece una oportunidad única para identificar cambios enfisematosos sin someter al paciente a altas dosis de radiación. La incorporación de inteligencia artificial en este proceso ha demostrado un alto potencial para mejorar la sensibilidad diagnóstica, automatizar la cuantificación del daño pulmonar y optimizar la toma de decisiones clínicas. Sin embargo, la interpretación visual convencional es subjetiva, consume tiempo y depende de la experiencia del radiólogo. Ante esto, la IA emerge como una herramienta clave para superar estas limitaciones, al permitir una detección y cuantificación objetiva, automatizada y reproducible del enfisema, por lo que se subraya la necesidad de una síntesis específica sobre la utilidad de la IA en la mejora del diagnóstico de enfisema pulmonar por TC de baja dosis, justificando la presente revisión exploratoria.

Por lo expuesto se plantea la siguiente pregunta de investigación ¿Cuál es la evidencia disponible sobre la utilidad de la inteligencia artificial en la mejora del

diagnóstico del enfisema pulmonar mediante tomografía computarizada de baja dosis?

II. OBJETIVOS

Objetivo General

- Mapear la evidencia disponible sobre la utilidad de la inteligencia artificial en la mejora del diagnóstico de enfisema pulmonar por tomografía computarizada de baja dosis.

Objetivos Específicos

- Identificar la evidencia disponible sobre la utilidad de la inteligencia artificial en la adquisición de imágenes mediante tomografía computarizada de baja dosis en el diagnóstico de enfisema pulmonar.
- Explorar la evidencia disponible sobre la utilidad de la inteligencia artificial en la mejora del procesamiento de imágenes por tomografía computarizada de baja dosis para el diagnóstico de enfisema pulmonar.
- Describir el aporte de la inteligencia artificial en la interpretación diagnóstica automatizada de enfisema pulmonar mediante tomografía computarizada de baja dosis

III. MATERIALES Y MÉTODOS

El proyecto se desarrolló siguiendo la normativa de la UPCH versión 01.00/06.05.2024, así mismo se aplicaron las guías de Joanna Briggs Institute y la declaración Prisma ScR para revisiones de alcance. El protocolo fue revisado por el equipo de investigación y registrado en el Sistema descentralizado de Información y Seguimiento a la Investigación (SIDISI), con código 219805 de la Dirección Universitaria de Investigación, Ciencia y Tecnología (DUICT), carta de aprobación número CAR-DUARI-0533-25.

3.1 Diseño de estudio

Este estudio es una revisión de alcance que se desarrolló según las directrices del Instituto Joanna Briggs (JBI), utilizando el JBI Manual for Evidence Synthesis 2024. Este diseño se seleccionó por su capacidad para mapear sistemáticamente la literatura científica. criterios de inclusión y exclusión, y una estrategia de búsqueda sistemática, exhaustiva y transparente en base de datos relevantes y literatura gris.

La revisión se estructura con la pregunta de investigación se enfoca en el marco de PCC (Población, Concepto, Contexto).

Población: Pacientes adultos con sospecha o diagnóstico de enfisema pulmonar.

Concepto: Uso de la inteligencia artificial en el diagnóstico de enfisema pulmonar mediante tomografía computarizada de baja dosis.

Contexto: Atención ambulatoria en entornos clínicos u hospitalarios con diferentes capacidades resolutivas.

DEFINICIÓN OPERACIONAL DE LAS VARIABLES EN EL ANEXO 3

3.2 Criterios de inclusión

- Estudios que incluyan pacientes adultos mayores de 18 años con diagnóstico o sospecha de enfisema pulmonar
- Estudios que incluyan el uso de la inteligencia artificial en el diagnóstico de enfisema pulmonar mediante tomografía computarizada de baja dosis.
- Estudios de metodología observacional descriptivos o analíticos caso control, cohorte, ensayos clínicos.
- Literatura gris que incluyan tesis, informes, documentos publicados por agencias de salud o universidades, siempre que cumplan con los criterios de inclusión.
- Estudios publicados desde el 2019 hasta el año 2024
- Se incluyeron estudios en inglés, portugués y español.

3.3 Criterios de exclusión

- Estudios con información incompleta.
- Publicaciones de editoriales, blogs, comentarios o respuestas, cartas al editor, revisiones sistemáticas

3.4 Estrategias de búsqueda

Se obtuvo la aprobación del Comité de Ética el 16 de octubre para iniciar la ejecución. Se realizó la búsqueda desde el 17 de octubre al 20 de noviembre del 2025. Se identificaron artículos relacionados al tema y se extrajeron palabras clave iniciales y términos controlados como DeCS/MeSH para realizar la búsqueda con operadores booleanos.

3.4.1 Fuente de información

Se realizó la búsqueda en base de datos como MEDLINE (vía PubMed), Embase (vía Ovid), ClinicalKey, Scielo, LILACS, Cochrane y literatura gris

abarcando artículos publicados entre 2019 y el año 2024.

La selección de la evidencia se realizó por medio de los títulos y resúmenes, para posteriormente evaluarlo a texto completo, las búsquedas se documentaron y gestionaron usando ZOTERO 7.0.11 con el fin de identificar los textos duplicados, documentando el proceso en el diagrama prisma-ScR, microsoft excel para la creación de tablas y extracción de resultados, microsoft power point para la creación del prisma.

Los 3 revisores (YCM, RMA y ACS) analizaron de forma independiente estos estudios, los datos fueron extraídos y presentados en un cuadro que incluía: autor, país, año de publicación, objetivo, metodología, modelo de equipo, tipo de IA, número de imágenes, utilidad de la IA y los principales hallazgos.

IV. RESULTADOS

La **Tabla 1** muestra el proceso de revisión de la literatura, el cual culminó con la inclusión de 10 artículos científicos que cumplieron estrictamente con los criterios de elegibilidad establecidos. Los años 2022 y 2024 representan cada uno el 30 % del total, evidenciando un incremento reciente en la investigación sobre el uso de inteligencia artificial para la cuantificación del enfisema mediante tomografía computarizada de baja dosis. El 20 % de los estudios corresponde al año 2020, el año 2019 y 2023 suma 10% cada uno.

Los estudios provienen mayoritariamente de países con una alta tasa de investigación biomédica, se encontró que Asia tuvo 5 artículos, Europa con 4 y finalmente América con 1 **Tabla 2**. Esta distribución reflejó el la importancia

global por mejorar los programas de cribado de cáncer pulmonar mediante el uso de tecnologías convergentes.

En cuanto a la metodología de las publicaciones, se observó una mayoría de estudios de verificación diagnóstica de algoritmos de IA utilizados en cohortes retrospectivas, también se observaron estudios transversales comparativos que compararon el desempeño de la IA contra al estándar clásico de diagnóstico radiológico, como la evaluación visual de radiólogos expertos. Los algoritmos de IA evaluados abarcaron desde redes neuronales convolucionales para la reconstrucción de las imágenes hasta arquitecturas de aprendizaje profundo elaborados para la cuantificación automática de todos los tipos de enfisema

Tabla 3.

De los artículos incluidos, el tipo de inteligencia artificial con mayor relevancia fue el Deep Learning. Se clasificaron dos grandes grupos: algoritmos que se crearon especialmente para investigación (modelos modificables basados en Attention-based MIL, Multiple Instance Learning y U-Net) y algoritmos comerciales que se encuentran disponibles en el mercado de las casas comerciales. En esta investigación se encontraron diferentes modelos comerciales como: DLIR o TrueFidelity de la marca GE Healthcare utilizado por Ferri (21); ClariCT.AI o ClariPi Inc. aplicado en la competencia de Choi (25); A-view COPD o Coreline Soft aplicado en el estudio de Park (19), Ledda (26); y finalmente AiCE de la marca Canon Medical Systems, mencionado en estudios de reconstrucción de baja dosis. El resto de los artículos emplearon principalmente arquitecturas de deep learning personalizadas sin nombre comercial específico.

En los 10 estudios incluidos, la inteligencia artificial demostró un buen rendimiento diagnóstico para la detección y cuantificación del enfisema pulmonar en LDCT. Los artículos que evaluaron métricas diagnósticas reportaron los siguientes valores: Nagaraj (23) obtuvo un AUC de $0,90 \pm 0,05$ (dataset equilibrado) y una sensibilidad del 88 % con minIP de 11 mm; Fuhrman (24) alcanzó un AUC de $0,94 \pm 0,04$ mediante attention-based Multiple Instance Learning para clasificar presencia/ausencia de enfisema. Choi (25) reportaron un AUC de 0,749 (IC 95 %: 0,710-0,786) para predecir obstrucción al flujo aéreo con la cuantificación automática (%LAA-950), superior al AUC de 0,708 obtenido con la evaluación visual. Aunque la mayoría de los estudios se centraron en métricas de acuerdo continuo (ICC entre 0,90 y 0,94) y correlación ($r = 0,999$), los valores de AUC y sensibilidad encontrados indican un excelente desempeño de los algoritmos de deep learning para la detección oportunista de enfisema.

4.1 Utilidad de la inteligencia artificial en la mejora de la adquisición

En la **Tabla 4** se sintetizan los hallazgos principales respecto a la utilidad de la IA en la adquisición de imágenes.

El análisis de la evidencia correspondiente a la primera variable reveló que la aplicación de algoritmos de aprendizaje profundo en la fase de adquisición y reconstrucción fue determinante para superar las limitaciones físicas de la tomografía computarizada de baja dosis (LDCT). Los artículos coincidieron en que la baja de la dosis de radiación utilizada, necesaria para el cribado de la población, ocasionaba artefactos en la imagen y un aumento del ruido, el cual modificaba los estándares de atenuación (Unidades Hounsfield - HU) y alteraba la correcta lectura de una densitometría pulmonar por TC.

Específicamente, los artículos de Park (19), Bak (20), Jin (27) comprobaron la efectividad de las técnicas de conversión de kernel (conversión de filtro) basadas en redes neuronales. Estos autores describieron que los estudios obtenidos con protocolos de alta resolución usando kernels duros, como B50f, excelentes para estudiar la vía aérea pero que genera ruido para evaluar el parénquima pulmonar, podían ser modificadas digitalmente por la IA para simular las características que da una reconstrucción con kernel suave como B31f. Este procesamiento consiguió rectificar la sobreestimación del índice de enfisema pulmonar originado por el ruido, adaptando así las mediciones de LDCT con estudios de dosis estándar.

Por otra parte, Ferri (21) y Wang (22) estudiaron algoritmos de reconstrucción nativa basadas en aprendizaje profundo (Deep Learning Image Reconstruction - DLIR). Sus resultados indicaron que el DLIR superó estadísticamente a los métodos tradicionales de reconstrucción iterativa (ASIR-V o HIR) en términos de relación señal-ruido (SNR) y relación contraste-ruido (CNR). Ferri (21) destacaron que el DLIR de alta potencia (High-strength) permitió obtener mediciones volumétricas del enfisema (%LAA-950) con una variabilidad intra-sujeto significativamente menor, preservando la textura del tejido pulmonar sin el efecto de "suavizado excesivo" típico de los filtros iterativos convencionales.

4.2 Utilidad de la inteligencia artificial en la mejora del procesamiento

En la **Tabla 5** se evidencia la utilidad de la inteligencia artificial en la mejora del procesamiento de imágenes.

En lo referente a la variable de procesamiento, la literatura analizada evidenció un cambio de paradigma desde los métodos de segmentación manual hacia sistemas automatizados basados en Deep Learning, capaces de gestionar la complejidad de

la anatomía pulmonar con mayor robustez. Los estudios se centraron en validar arquitecturas de redes neuronales que pudieran identificar patrones de enfisema (centrilobulillar, paraseptal, panlobulillar) incluso en presencia de ruido o patologías coexistentes.

Nagaraj (23) aportaron evidencia sobre la importancia del pre-procesamiento de datos mediante estrategias de Disease-Specific Augmentation. Su estudio demostró que entrenar a las redes neuronales utilizando proyecciones de mínima intensidad (minIP), una técnica que resalta las áreas de baja densidad correspondientes al aire atrapado, incrementó la sensibilidad de los modelos para detectar focos incipientes de destrucción alveolar. Esto logró que el algoritmo sea menos susceptible a las aletraciones estocásticas del ruido cuantico en los estudios de baja dosis.

En contraste, Fuhrman (24) y Orting (28) informaron conclusiones prometedoras basadas en el rendimiento del algoritmo de entrenamiento. Fuhrman adoptó un clasificador a nivel de instancia utilizando un enfoque de Multiple Instance Learning (MIL), mientras que Orting (28) evaluó el uso de MIL con etiquetas débiles (proporciones globales de enfisema) y determinó que proporciona un rendimiento similar a la segmentación manual sin necesidad de anotaciones detalladas píxel a píxel. En contraste con los métodos supervisados estándar que dependen de una elaborada y dificultosa anotación manual píxel a píxel de la enfermedad por parte de los medicos radiólogos radiólogos, Al aprender directamente a partir de las etiquetas diagnósticas globales de Fuhrman (24), el modelo MIL pudo clasificar la presencia de enfisema a nivel del paciente con un AUC superior a 0,90. Por otra parte, un estudio de Choi (25) realizó un aspecto de

desafío y comparó siete algoritmos, mostrando un alto grado de concordancia interna (Coeficiente de Correlación Intraclase $> 0,90$); sin embargo, la generalización a datos externos sigue siendo un reto, ya que la cuantificación de la cuantificación febril difiere según el grosor de corte utilizado para el procesamiento de las imágenes.

4.3 Utilidad de la inteligencia artificial en la mejora de la interpretación de imágenes

En la **Tabla 6** se evidencia la utilidad de la inteligencia artificial en la mejora de la interpretación de imágenes.

Por último, para la interpretación diagnóstica, los resultados validaron que la fusión de IA es más que una detección basada en datos, sino un estratificador de riesgo clínico, con un rendimiento significativamente mejor en comparación con la evaluación cualitativa clínica. A largo plazo, estas investigaciones longitudinales y comparativas permitieron definir relaciones estadísticamente significativas entre los resultados cuantitativos de la IA y resultados clínicos relevantes, como la obstrucción bronquial y la mortalidad.

En el estudio (19), Park y cols. demostraron que el volumen de enfisema medido mediante IA en la TC de baja dosis fue un predictor independiente de mortalidad a largo plazo (Razón de Riesgo significativa), incluso cuando se ajustó por edad e historial de tabaquismo.

Aun así, Ledda (26) encontró un obstáculo importante para la aplicación universal: la variabilidad entre escáneres. Sus resultados mostraron que, aunque la

IA era precisa, los valores reales del volumen de enfisema diferían considerablemente según el fabricante del escáner de TC (GE, Siemens, Philips), sugiriendo la necesidad de generar y aplicar protocolos de armonización de los datos crudos antes de utilizar estos indicadores para tomar decisiones longitudinales o clínicas de los pacientes.

V. DISCUSIÓN

Esta revisión de alcance organizó la evidencia sobre la IA aplicada a la TC de baja dosis, que se sabe que supera las limitaciones técnicas asociadas con el ruido, pero también una gran heterogeneidad de los resultados basada en la arquitectura del algoritmo y el diseño del estudio. En resumen, las implicaciones de los resultados son que la conversión de kernels y la reconstrucción basadas en aprendizaje profundo son importantes para estabilizar los valores de atenuación pulmonar. Sin embargo, al comparar los artículos, se observa que la eficacia varía entre ellos, ya que depende mucho del estándar de referencia que se utilizó y la heterogeneidad entre los equipos tomográficos.

El punto teórico de mayor debate en la mayoría de los artículos seleccionados se refiere a la precisión absoluta de la cuantificación. Por un lado, Bak (20) y Jin (27) muestran que la normalización de núcleos mediante aprendizaje profundo mejora de forma notable la reproducibilidad del índice de enfisema entre controles provenientes de distintos pulmones, fuertemente correlacionado con la tomografía computarizada de dosis estándar. Sin embargo, en contraste con este hallazgo, aunque los algoritmos de reconstrucción (DLIR-H) aumentan eficazmente la relación entre la señal y el ruido, aún persiste una sobreestimación de 10% en el

volumen de enfisema comparandolo con el estándar de referencia filtrado utilizado. Más críticamente aún, Wang (22), observó, si bien la calidad de la imagen mejoraba, el DLR también empeoraba la visualización de las lesiones de baja atenuación (como el enfisema leve), de modo que era estadísticamente inferior a la tomografía de dosis estándar, lo que respalda la posibilidad de que la IA suavice la textura del parénquima y oculte la enfermedad temprana.

La otra fuente importante de variabilidad identificada es la consistencia del escáner. Park (19) utilizó la adaptación de kernel en una gran cohorte para predecir con precisión la mortalidad, Ledda (26) demostraron que el acuerdo al cuantificar el enfisema se reduce a “moderado” al comparar resultados entre protocolos de dosis baja y ultra baja, o al cambiar el proveedor del escáner. Esto es consistente con el desafío planteado por Choi (25), quien subraya las complejidades de extrapolar algoritmos de IA a partir de datos multicéntricos que utilizan hardware heterogéneo. No obstante, Nagaraj (23) proporciona un medio tecnológico para resolver esta variación mediante el uso de espesores de corte particularmente amplios en proyecciones de mínima intensidad (minIP), lo que mejoró la sensibilidad del modelo hasta el 88%, probando así que el pre-procesamiento específico del enfisema puede homogeneizar el rendimiento de los algoritmos de IA.

Estos resultados, en respuesta a la pregunta de investigación, confirman que la LDCT asistida por IA es una herramienta factible, pero su utilidad clínica depende del objetivo final. Si se busca la predicción clínica, los resultados son sólidos: Park (19) demostró que la cuantificación automatizada es un predictor independiente de mortalidad y de complicaciones respiratorias superior a la

evaluación visual. Sin embargo, si el objetivo es la precisión anatómica a nivel milimétrico, los estudios de Orting (28) sugieren que no es necesario un etiquetado perfecto a nivel de vóxel, ya que las etiquetas débiles (proporciones globales) permiten entrenar modelos con un rendimiento comparable al de los expertos humanos. Esto significa que la IA se convierte la LDCT de una herramienta de cribado oncológico a una herramienta de diagnóstico EPOC, validando su implementación oportunista sin radiación adicional.

Es evidente que la evidencia actual presenta limitaciones. La mayoría de los estudios, entre ellos de Fuhrman (24), Bak (20), son unicéntricos y retrospectivos, lo que introduce sesgos de selección. Además, Ferri (21) reconocen que no existe un verdadero “Gold Standard” histológico, por lo que depende de comparaciones con otras imágenes de TC, las cuales también tienen margen de error. Finalmente la variabilidad de los umbrales de referencia y la falta de estandarización de los protocolos de adquisición entre los estudios de Ledda (26), Wang (22). Para próximas investigaciones, se sugiere dar prioridad a ensayos prospectivos que permitan validar algoritmos uniformes para superar las barreras de interoperabilidad identificadas por Choi (25), Ledda (26). También, se sugiere estudiar arquitecturas de aprendizaje débilmente supervisado, tal como lo plantea Orting (28), para aprovechar amplios volúmenes de datos clínicos sin tener la necesidad de costosa segmentación manual, y evaluar si la detección de enfisema mediante algoritmos como Transfer AMIL de Fuhrman et al. (24), se traduce en intervenciones clínicas tempranas que mejoran la supervivencia del paciente.

VI. LIMITACIONES

Si Bien los hallazgos han sido consistentes, es importante reconocer las varias limitaciones que son incorporadas al diseño de esta revisión de alcance, así como a la naturaleza de la evidencia primaria analizada.

En primer lugar, se observó una marcada heterogeneidad metodológica entre los estudios incluidos, que variaron entre validaciones técnicas de algoritmos, análisis retrospectivos de cohortes de cribado y competencias de software (desafíos). Esta variabilidad en los criterios de inclusión y en las métricas para evaluar el rendimiento restringió la capacidad de realizar una comparación directa, por lo cual el análisis se limitó a una descripción cualitativa de las tendencias tecnológicas y clínicas.

Asimismo, se observó como una limitante transversal, la dependencia de estándares de referencia imperfectos al examinar la validez de los estudios primarios. En la mayoría de los estudios, se parecen como referencia estándar la evaluación visual por parte de radiólogos o pruebas funcionales (espirometría). Estos Los métodos, aunque sean la práctica clínica habitual, tienen un grado intrínseco de subjetividad y variabilidad entre observador que podría introducir sesgos en el entrenamiento de los modelos. Por último, un límite implícito de la evidencia analizada se encuentra en el punto de referencia utilizado para la validación. La mayoría de los algoritmos se compararon con la evaluación visual de expertos o con tomografías dosis estándar, que son Gold Standards imperfectos. La literatura señala que no se puede confirmar inequívocamente la presencia de enfisema, por la ausencia de una correlación histopatológica, si las áreas de baja atenuación observadas corresponden siempre a una destrucción

alveolar irreversible o son propiamente fenómenos funcionales de atrapamiento aéreo.

Una limitación crítica que se desprende de la evidencia técnica es la inconsistencia de la generalización de los modelos frente a la variabilidad de los equipos de tomografía. Se ha observado que muchos de los algoritmos de aprendizaje profundo se desarrollaron y se probaron en conjuntos de datos procedentes de un número limitado de fabricantes de escáneres o con protocolos de reconstrucción específicos. Esta dependencia del espacio de datos implica que la precisión de la cuantificación del enfisema puede degradarse cuando se aplican estos modelos en centros con tecnologías variables o protocolos de dosis no estandarizados lo cual limita la validez externa de los resultados obtenidos.

Finalmente, como propias limitaciones del proceso de revisión, se reconoce el posible sesgo de idioma, pues se excluyó la literatura en otros idiomas, aparte del inglés, español y portugués. Asimismo, acorde con la naturaleza exploratoria de una revisión de alcance y siguiendo los lineamientos metodológicos del manual JBI, no se llevó a cabo una evaluación formal y puntuada de la calidad metodológica individual, ya que se priorizó el mapeo de la evidencia disponible sobre su valoración técnica y metodológica.

VII. CONCLUSIONES

- La inteligencia artificial ha demostrado ser una herramienta útil para el diagnóstico de enfisema pulmonar en la tomografía computarizada de baja dosis, transformando esta modalidad de un método cualitativo de cribado a un instrumento cuantitativo de precisión. La evidencia mapeada indica que la integración de deep learning permite superar las barreras físicas de la reducción de radiación, comprobando el uso de los protocolos de cribado de cáncer de pulmón para el estudio simultáneo, objetivo y fenotípico de la EPOC, sin comprometer la seguridad del paciente ni aumentar la dosis de radiación.

- La evidencia mapeada mostró que en la adquisición y reconstrucción técnicas tales como la conversión de Kernel y la reconstrucción de imágenes de aprendizaje profundo (DLIR) abordaron de manera efectiva el compromiso entre dosis baja y calidad de imagen. Son capaces de reducir el ruido cuántico y de corregir artefactos de truncamiento, logrando una reducción significativa del índice de enfisema (%LAA-950) de 18,2% a 2,6%, y una correlación prácticamente perfecta con TC de dosis estándar ($r=0,999$).

- En el procesamiento de imágenes los hallazgos mapeados detallaron mejorar mediante el cambio de la segmentación manual por una automatización basada en Aprendizaje de Instancia Múltiple y estrategias de aumento de datos específicos de la enfermedad (Disease-Specific Augmentation). Estos algoritmos han demostrado una mejor capacidad para identificar patrones sutiles de destrucción alveolar y clasificar la presencia de enfisema con alta sensibilidad sin requerir la costosa anotación vóxel a vóxel, alcanzando valores de AUC de 0.94 y sensibilidad de hasta 88%, con coeficientes de correlación intraclase (ICC) entre

0.90 y 0.94, superando claramente la evaluación visual tradicional; sin embargo, la generalización de estos sistemas sigue estando limitada por el dominio de los datos de entrada, por lo que se requieren protocolos de entrenamiento robustos frente a la variabilidad técnica.

- Por último, la evidencia mostrada detalló que la interpretación automatizada del enfisema por medio de la inteligencia artificial es una herramienta pronóstica independiente de mayor valor predictivo a comparación de la evaluación visual humana. El uso de métricas volumétricas objetivas (%LAA-950) en el flujo de trabajo clínico permite una mejor estratificación del riesgo de obstrucción del flujo aéreo y mortalidad a largo plazo. Pero, la utilidad clínica estandar de esta interpretación está limitada a la implementación y adecuación de estándares de armonización entre las diferentes casas comerciales para asegurar la consistencia longitudinal de los reportes.

VIII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Hoidal JR, Niewoehner DE. Pathogenesis of emphysema. *Chest Journal*. 1983;83(4):679–85. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1378/chest.83.4.679>
2. Siddiqui NA, Sankari A, Mansour MK, Nookala V. Bullous Emphysema. En: StatPearls. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; 2025. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30725928/>
3. Zhang H, Dong L, Kang Y-K, Lu Y, Wei H-H, Huang J, et al. Epidemiology of chronic airway disease: results from a cross-sectional survey in Beijing, China. *J Thorac Dis*. 2018;10(11):6168–75. Disponible en: <https://jtd.amegroups.org/article/view/24911/19095>
4. Mouronte-Roibás C, Fernández-Villar A, Ruano-Raviña A, Ramos-Hernández C, Tilve-Gómez A, Rodríguez-Fernández P, et al. Influence of the type of emphysema in the relationship between COPD and lung cancer. *Int J Chron Obstruct Pulmon Dis*. 2018;13:3563–70. Disponible en: <https://www.dovepress.com/influence-of-the-type-of-emphysema-in-the-relationship-between-copd-an-peer-reviewed-fulltext-article-COPD>
5. World Health Organization. Smoking is the leading cause of chronic obstructive pulmonary disease [Internet]. . Disponible en: <https://www.who.int/news/item/15-11-2023-smoking-is-the-leading-cause-of-chronic-obstructive-pulmonary-disease>
6. Direccion regional de salud Callao. Boletín epidemiológico EPOC [Internet]. 2023. Disponible en:

<https://www.diresacallao.gob.pe/wdiresa/documentos/boletin/epidemiologia/FILE0005102015.pdf>

7. Smith BM, Austin JHM, Newell JD Jr, D'Souza BM, Rozenshtein A, Hoffman EA. Pulmonary emphysema subtypes on computed tomography: the MESA COPD study. *Am J Med.* 2014;127(1):94.e7-23. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1016/j.amjmed.2013.09.020>
8. Humphries SM, Notary AM, Centeno JP, Strand MJ, Crapo JD, Silverman EK, et al. Deep learning enables automatic classification of emphysema pattern at CT. *Radiology.* 2020;294(2):434–44. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1148/radiol.2019191022>
9. Wu Y, Xia S, Liang Z, Chen R, Qi S. Artificial intelligence in COPD CT images: identification, staging, and quantitation. *Respir Res.* 2024;25(1):319. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1186/s12931-024-02913-z>
10. Yeom Y, Kim K. Emphysema Quantification Using Ultra Low Dose Chest CT: Efficacy of Deep Learning Based Image Reconstruction. *Medicina (kaunas).* 2022;58(7):939..Disponible en: <https://www.mdpi.com/1648-9144/58/7/939>
11. Smith-Bindman, R., Chu, P. W. Projected Lifetime Cancer Risks From Current Computed Tomography Imaging. *JAMA Intern Med.* Disponible en: <https://jamanetwork.com/journals/jamainternalmedicine/fullarticle/283277>

12. Fischer AM, Varga-Szemes A, Martin SS, Sperl JI, Sahbaee P, Neumann D, et al. Artificial intelligence-based fully automated per-lobe segmentation and emphysema quantification based on chest computed tomography compared with GOLD severity of smokers. *J Thorac Imaging*. 2020. Disponible en: https://journals.lww.com/thoracicimaging/abstract/2020/05001/artificial_intelligence_based_fully_automated_per.6.aspx
13. Pérez del Barrio A, Menéndez Fernández-Miranda P, Sanz Bellón P, Lloret Iglesias L, Rodríguez González D. Inteligencia artificial en Radiología: introducción a los conceptos más importantes. *Radiología*. 2022;64(3):228–36. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rx.2022.03.003>
14. Wu Q, Guo H, Li R, Han J. Deep learning and machine learning in CT-based COPD diagnosis: Systematic review and meta-analysis. *Int J Med Inform*, 2025;196:105812. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2025.105812>
15. Chen Z, Hao J, Sun H, Li M, Zhang Y, Qian Q. Applications of digital health technologies and artificial intelligence algorithms in COPD: systematic review. *BMC Med Inform Decis Mak* }. 2025;25(1):77 Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1186/s12911-025-02870-7>
16. Madani, A., Keyzer, C. Quantitative computed tomography assessment of lung structure and function in pulmonary emphysema. *Eur Respir J*.

- 2001;18(4):720-30.Disponible en:
<https://publications.ersnet.org/content/erj/18/4/720>
17. Wang R, Sui X, Schoepf UJ, Song W, Xue H, Jin Z. Ultralow-radiation-dose chest CT: accuracy for lung densitometry and emphysema detection. *AJR Am J Roentgenol.* 2015;204(4):743–9. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.2214/AJR.14.13101>
18. Hardy M, Harvey H. Artificial intelligence in diagnostic imaging: impact on the radiography profesión. *Br J Radiol.* 2020;93(1108):20190840. Disponible en: <https://academic.oup.com/bjr/article-abstract/93/1108/20190840/7452108?redirectedFrom=fulltext>
19. Park H, Hwang EJ, Goo JM. Deep Learning–Based Kernel Adaptation Enhances Quantification of Emphysema on Low-Dose Chest CT for Predicting Long-Term Mortality. *Invest Radiol.* 2024;59(3):278-86. Disponible en: <https://doi.org/10.1097%2FRLI.0000000000001003>.
20. Bak SH, Kim JH, Jin H, Kwon SO, Kim B, Cha YK, et al. Emphysema quantification using low-dose computed tomography with deep learning–based kernel conversion comparison. *Eur Radiol.* 2020;30(12):6779–87. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00330-020-07020-3>.
21. Ferri F, Bouzerar R, Auquier M, Vial J, Renard C. Pulmonary emphysema quantification at low dose chest CT using Deep Learning image reconstruction. *Eur J Radiol.* 2022;152:110338. Disponible en: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0720048X22001887>.

22. Wang J, Sui X, Zhao R, Du H, Wang J, Wang Y, et al. Value of deep learning reconstruction of chest low-dose CT for image quality improvement and lung parenchyma assessment. *Eur Radiol.* 2024;34:1053–64. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00330-023-10087-3>.
23. Nagaraj Y, Wisselink HJ, Rook M, Cai J, Nagaraj SB, Sidorenkov G, et al. AI-Driven Model for Automatic Emphysema Detection in Low-Dose Computed Tomography Using Disease-Specific Augmentation. *J Digit Imaging.* 2022;35:538–50. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10278-022-00599-7>.
24. Fuhrman J, Yip R, Zhu Y, Jirapatnakul AC, Li F, Henschke CI, et al. Evaluation of emphysema on thoracic low-dose CTs through attention-based multiple instance deep learning. *Sci Rep.* 2023;13:2387. Disponible en: <https://www.nature.com/articles/s41598-023-27549-9>.
25. Choi H, Kim H, Jin KN, Jeong YJ, Chae KJ, Lee KH, et al. A Challenge for Emphysema Quantification Using a Deep Learning Algorithm With Low-dose Chest Computed Tomography. *J Thorac Imaging.* 2022;37(4):253–61. Disponible en: https://journals.lww.com/thoracicimaging/fulltext/2022/07000/a_challenge_for_emphysema_quantification_using_a.7.aspx.
26. Ledda RE, Milanese G, Balbi M, Sabia F, Valsecchi C, Ruggirello M, et al. Consistency of automated coronary calcium score and extent of emphysema with different CT scanners and radiation dose protocols in

lung cancer screening. medRxiv. 2024. Disponible en:
<http://dx.doi.org/10.1101/2024.01.10.24301102>.

27. Jin H, Heo C, Kim JH. Deep learning-enabled accurate normalization of reconstruction kernel effects on emphysema quantification in low-dose CT. *Phys Med Biol*. 2019;64:135010. Disponible en:
<https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1361-6560/ab28a1>
28. Orting SN, Petersen J, Thomsen LH, Wille MMW, de Bruijne M. Learning to Quantify Emphysema Extent: What Labels Do We Need? *IEEE J Biomed Health Inform*. 2020;24(4):1149-59. Disponible en:
doi.org/10.1109/JBHI.2019.2932145.

IX. TABLAS

Tabla 1. Características generales de los estudios incluidos en la revisión

TÍTULO	AUTOR	PAÍS	AÑO DE PUBLICACIÓN	OBJETIVO	METODOLOGÍA	MODELO DE EQUIPO	TIPO DE IA	NÚMERO DE IMÁGENES O PACIENTES
Deep Learning-Based Kernel Adaptation Enhances Quantification of Emphysema on Low-Dose Chest CT for Predicting Long-Term Mortality	Park (19)	Corea del Sur	2024	Evaluar el valor predictivo de la cuantificación de enfisema tras adaptación de kernel con DL para mortalidad a largo plazo.	Estudio de cohorte retrospectivo	Somatom Definition Flash, Sensation 16, Definition (Siemens); Brilliance 64 (Philips); LightSpeed Ultra, Discovery CT750 (GE); Aquilion ONE (Canon)	Kernel Adaptation (2.5D U-Net)	5,178 pacientes
Value of deep learning reconstruction of chest low-dose CT for image quality improvement and lung parenchyma	Wang (22)	China	2024	Explorar el rendimiento de LDCT con DLR para mejorar la calidad de imagen y la evaluación del parénquima pulmonar.	Estudio transversal comparativo prospectivo	Aquilion ONE Genesis (Canon Medical Systems)	Deep Learning Reconstruction (AiCE)	60 pacientes

assessment on lung window								
Evaluation of emphysema on thoracic low-dose CTs through attention-based multiple instance deep learning	Fuhrman (24)	EE.UU.	2023	Desarrollar un sistema de diagnóstico automático rápido para enfisema utilizando aprendizaje profundo basado en atención.	Estudio de validación diagnóstica retrospectivo	GE Medical Systems y Siemens (Varios modelos)	Attention-based MIL (VGG-19 pre-entrenado)	865 escaneos LDCT
Pulmonary emphysema quantification at low dose chest CT using Deep Learning image reconstruction	Ferri (21)	Francia	2022	Evaluar la influencia de un algoritmo comercial de reconstrucción de imagen por aprendizaje profundo (DLIR) en la cuantificación de enfisema.	Estudio transversal comparativo retrospectivo	Revolution CT (GE Healthcare)	Deep Learning Image Reconstruction (TrueFidelity)	54 pacientes
AI-Driven Model for Automatic Emphysema Detection in Low-Dose Computed Tomography	Nagaraj (23)	Países Bajos	2022	Evaluar la viabilidad de un modelo de DL específico basado en minIP para la detección automática de enfisema en	Estudio de desarrollo y validación (Cohortes ImaLife y NLST)	SOMATOM Force (Siemens) para ImaLife; Varios (GE, Siemens, Toshiba,	Adversarial Auto-Encoder con minIP	365 individuos (240 entrenamiento / 125 prueba)

Using Disease-Specific Augmentation				LDCT.		Philips) para NLST		
A Challenge for Emphysema Quantification Using a Deep Learning Algorithm With Low-dose Chest Computed Tomography	Choi (25)	Corea del Sur	2022	Identificar algoritmos de DL clínicamente relevantes para la cuantificación de enfisema en LDCT mediante una competencia.	Estudio comparativo tipo "Challenge" (Desafío)	9 Hospitales (Siemens: Flash, Force, Sensation; Philips: iCT, IQon; GE: Discovery, Revolution; Canon: Aquilion)	Múltiples Algoritmos (U-Net 2.5D, RRDBNet, ClariCT.AI)	558 pares de TC (468 entrenamiento, 90 prueba)
Consistency of automated coronary calcium score and extent of emphysema with different CT scanners and radiation dose protocols in lung cancer screening	Ledda (26)	Italia	2024	Evaluar la consistencia de mediciones automáticas de calcio y enfisema entre diferentes escáneres y protocolos de dosis.	Estudio transversal comparativo retrospectivo (bioMILD)	Somatom Definition Flash y Somatom Force (Siemens Healthineers)	Software Automatizado (AVIEW - Coreline Soft)	356 participantes (cohorte inter-dosis)
Emphysema quantification using low-dose computed	Bak (20)	Corea del Sur	2020	Determinar el efecto de la reducción de dosis y selección de kernel en la	Estudio comparativo retrospectivo (Cohorte CODA)	Somatom Definition (Siemens Healthcare)	CNN para Conversión de Kernel (U-Net based)	131 participantes

tomography with deep learning-based kernel conversion comparison				cuantificación, evaluando una conversión basada en DL.				
Learning to quantify emphysema extent: What labels do we need?	Orting (28)	Dinamarca	2020	Investigar si algoritmos de aprendizaje automático entrenados con puntuaciones de extensión superan a los de presencia/ausencia.	Estudio metodológico de validación (DLCST)	Mx 8000 (Philips Medical Systems)	Multiple Instance Learning (MIL) y Learning with Label Proportions (LLP)	600 escaneos LDCT
Deep learning-enabled accurate normalization of reconstruction kernel effects on emphysema quantification in low-dose CT	Jin (27)	Corea del Sur	2019	Desarrollar un método basado en DL para normalizar efectos de kernel y restaurar artefactos de truncamiento en LDCT.	Estudio de desarrollo técnico y validación	Volume Zoom (Siemens), Lightspeed 16 (GE), Mx8000 (Philips), Aquilion (Canon)	U-Net (Truncation Restoration Net&Kernel Normalization Net)	353 escaneos

Tabla 2. Distribución Geográfica de los Estudios

Esta tabla muestra la procedencia de los artículos analizados, con una clara predominancia de **Corea del Sur** en la producción científica sobre este tema específico.

País de Origen	Frecuencia (n)	Porcentaje (%)	Referencias Bibliográficas (Según tu lista)
Corea del Sur	4	40%	Park (19), Bak (20), Choi (25), Jin (27)
Francia	1	10%	Ferri (21)
China	1	10%	Wang (22)
Países Bajos	1	10%	Nagaraj (23)
Estados Unidos	1	10%	Fuhrman (24)
Italia	1	10%	Ledda (26)
Dinamarca	1	10%	Orting (28)
Total	10	100,0%	

Tabla 3. Distribución de artículos según objetivos específicos

Objetivos	Frecuencia (n)	Referencias Bibliográficas
Adquisición	5	Park (19), Wang (22), Ferri (21), Jin (27), Bak (20)
Reconstrucción	4	Fuhrman (24), Nagaraj (23), Choi (25), Orting (28)
Interpretación	2	Ledda (26), Park (19)

Tabla 4 Resultados sobre la utilidad de la IA en la etapa de Adquisición

Estudio	Herramienta / Método	Utilidad de la IA	Principales Hallazgos
Park (19)	Adaptación de Kernel mediante DL	Optimiza la calidad de imagen mediante la adaptación de kernel. Su utilidad radica en la capacidad de transformar imágenes de baja dosis adquiridas con kernels de alta frecuencia en imágenes con características de dosis estándar y kernel suave	La conversión mediante IA redujo drásticamente la sobreestimación del enfisema causada por el ruido: el índice %LAA-950 bajó de una media de 18.2% (pre-conversión) a 2.6% (post-conversión) (p<0.001), normalizando los valores Hounsfield.
Wang (22)	Algoritmo DLR	Permite realizar evaluaciones del parénquima pulmonar en niveles de radiación extremadamente bajos (similares a una radiografía), manteniendo la calidad de imagen necesaria para el diagnóstico.	El DLR mejoró la relación señal-ruido, reduciendo el ruido de imagen a 31.1 HU frente a los 39.6 HU de la reconstrucción iterativa (p<0.001), logrando calidad diagnóstica con una dosis de radiación 86% menor (0.29 mSv vs 2.05 mSv).
Ferri (21)	DLIR (Niveles Alto/Medio/Bajo)	Permite reducir drásticamente la dosis de radiación manteniendo la fidelidad de las Unidades Hounsfield, evitando la sobreestimación del enfisema	La reconstrucción DLIR de alta potencia disminuyó significativamente el ruido en el aire circundante (6.68 HU vs 23.05 HU en FBP; $p<10^{-3}$) y aumentó la

		causada por el ruido.	relación señal-ruido (SNR) en el parenquimatosa de 2.1 a 7.2.
Jin (27)	U-Net para Normalización	Elimina errores de cuantificación producidos por el kernel de reconstrucción y artefactos de truncamiento, logrando una "limpieza" profunda de la imagen de baja dosis.	La red U-Net corrigió los artefactos de truncamiento y kernel: la diferencia media en la medición de %LAA se redujo de 10.75% a -0.07% , y el error en el percentil 15 bajó de -31.03 HU a -0.30 HU .
Bak (20)	CNN Kernel Conversion	Permite convertir imágenes ruidosas (kernel duro) a imágenes nítidas (kernel suave) para que la cuantificación del enfisema sea precisa y comparable con dosis estándar.	La técnica redujo la variabilidad entre kernels duros y suaves: los límites de acuerdo en el gráfico de Bland-Altman se estrecharon de un rango de 21.8% (-16.2 a 5.6) a solo 2.16% (-1.2 a 0.96) tras la conversión.

Nota: **HU**: Unidades Hounsfield; **%LAA-950**: Porcentaje del Área de Baja Atenuación menor a -950 HU (índice de enfisema); **DLIR**: *Deep Learning Image Reconstruction* (Reconstrucción de Imagen por Aprendizaje Profundo); **SNR**: *Signal-to-Noise Ratio* (Relación Señal-Ruido); **p**: Valor de significancia estadística; **CNN**: Red Neuronal Convolutacional.

Tabla 5. Resultados sobre la utilidad de la IA en la etapa de Procesamiento

Estudio	Herramienta / Método	Utilidad de la IA	Principales Hallazgos en Procesamiento
Fuhrman (24)	Attention-based MIL	Identifica automáticamente la presencia de enfisema y señala (mediante mapas de atención) qué regiones del pulmón son las más afectadas para asistir al radiólogo	El modelo clasificó correctamente la presencia de enfisema con un AUC de 0.94 ± 0.04 , asignando automáticamente mayores pesos de atención (19.3%) a los lóbulos superiores, consistente con la patología real.
Nagaraj (23)	CNN con Aumento de Datos (minIP)	Utiliza proyecciones de mínima intensidad para resaltar áreas enfisematosas, detectando la enfermedad incluso cuando el modelo solo fue entrenado con casos sanos.	El uso de proyecciones de mínima intensidad (minIP) de 11mm mejoró la sensibilidad del modelo al 88% y redujo el número de falsos negativos de 10 a 5 en comparación con cortes finos de 1mm.
Choi (25)	Comparación de 7 Algoritmos	Proporciona una cuantificación automática y reproducible del enfisema, reduciendo la variabilidad entre diferentes instituciones y marcas de tomógrafos.	El mejor algoritmo de Deep Learning alcanzó un Coeficiente de Correlación Intraclase (ICC) de 0.94 (IC 95%: 0.90-0.97) con el estándar de referencia, superando la consistencia de métodos previos.
Orting (28)	Learning with Label Proportions	Demuestra que se pueden crear herramientas útiles de IA usando solo etiquetas simples	El modelo entrenado solo con etiquetas de proporción logró un ICC de 0.91 , alcanzando un

		(presencia/ausencia), facilitando el desarrollo de software médico.	acuerdo global con radiólogos del 79%, muy cercano al acuerdo inter-observador humano del 83%.
--	--	---	--

Nota: **AUC:** *Area Under the Curve* (Área Bajo la Curva ROC); **MIL:** *Multiple Instance Learning* (Aprendizaje de Instancia Múltiple); **minIP:** Proyección de Mínima Intensidad; **ICC:** Coeficiente de Correlación Intraclase; **IC 95%:** Intervalo de Confianza al 95%.

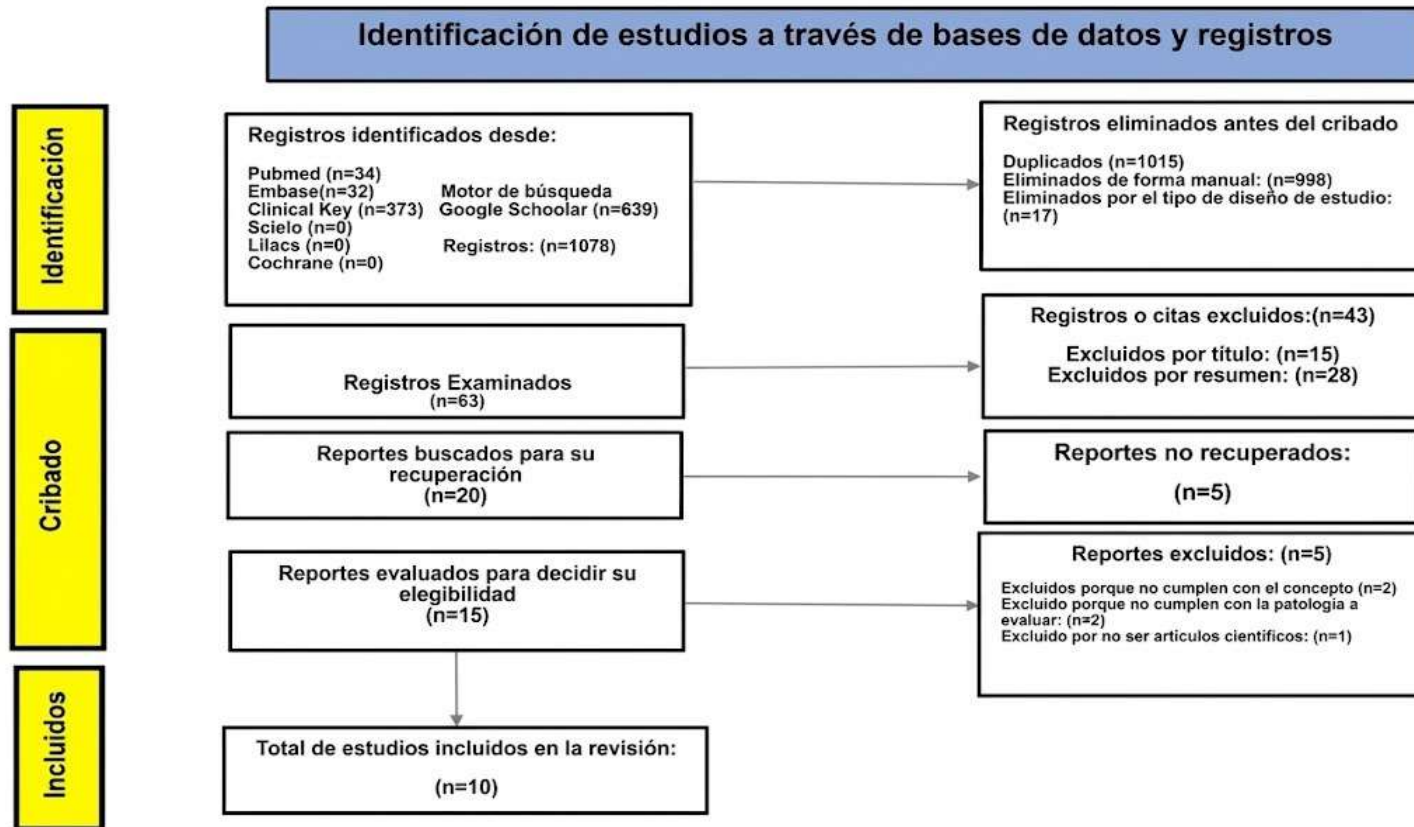
Tabla 6. Resultados sobre la utilidad de la IA en la etapa de Interpretación

Estudio	Aplicación Clínica	Utilidad de la IA	Principales Hallazgos en Interpretación
Ledda (26)	Consistencia Inter-escáner	Garantiza que las mediciones de enfisema sean consistentes a pesar de usar diferentes protocolos o escáneres en programas de tamizaje de cáncer de pulmón.	Se evidenció variabilidad: el acuerdo inter-escáner para enfisema fue sustancial (Kappa = 0.70), pero el acuerdo inter-dosis bajó a moderado (Kappa = 0.57), indicando sensibilidad a la dosis reducida.
Park (19)	Estratificación de Riesgo	Eleva el valor clínico de la LDCT al validar la cuantificación de enfisema como un biomarcador pronóstico de mortalidad a largo plazo.	Tras la corrección por IA, la clasificación de enfisema (>6%) se asoció significativamente con el riesgo de muerte no accidental (Hazard Ratio = 1.36; p=0.008), asociación que no existía antes de la corrección (p=0.073).

Nota: **HR:** *Hazard Ratio* (Razón de Riesgos); **Kappa:** Coeficiente de concordancia de Cohen;

ANEXOS

Anexo 1: PRISMA



Anexo 2: PCC

Población	Pacientes adultos con sospecha o diagnóstico de enfisema pulmonar.
Concepto	Uso de la inteligencia artificial en el diagnóstico de enfisema pulmonar mediante tomografía de baja dosis.
Contexto	Atención ambulatoria en entornos clínicos u hospitalarios con diferentes capacidades resolutivas.

Anexo 3: Variables

VARIABLE	DEFINICIÓN CONCEPTUAL	DEFINICIÓN OPERACIONAL	TIPO Y ESCALA DE MEDICIÓN	INDICADOR
inteligencia artificial	Herramienta que se dedica a crear sistemas capaces de realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana a través de algoritmos y técnicas avanzadas (13).	Tiempo ahorrado en el diagnóstico por imágenes del cáncer de mama, además del aumento en la eficiencia de los diagnósticos.	Cualitativa y nominal	Uso de algoritmos de IA en estudios de TC de baja dosis
Tomografía computarizada de baja dosis	Técnica de imagen que permite obtener cortes axiales del tórax con menor dosis de radiación que la TC convencional, utilizada en programas y diagnóstico de enfermedades pulmonares como el enfisema (16).	Estudio de TC de tórax con dosis efectiva ≤ 2 mSv, reportado como "baja dosis" en los estudios incluidos, utilizado para la identificación y cuantificación del enfisema pulmonar.	Cualitativa y nominal	Protocolos con dosis efectiva ≤ 2 mSv
Enfisema pulmonar	Enfermedad pulmonar caracterizada por la destrucción permanente de los alvéolos, con aumento anómalo del volumen de aire y disminución de la elasticidad pulmonar, componente clave de la EPOC (17).	Presencia de áreas de baja atenuación (< -950 UH) en TC de baja dosis, cuantificadas visual o automáticamente mediante algoritmos de IA, reportadas como diagnóstico de enfisema pulmonar.	Cualitativa y nominal	- Patrones de destrucción alveolar. - Áreas con atenuación < -900 UH
Adquisición	Proceso de capturar imágenes utilizando modalidades de imagen, donde el receptor de imagen recibe la radiación de salida y crea la imagen	etapa inicial donde la IA optimiza parámetros para obtener imágenes de alta calidad con mínima radiación.	Cualitativa y nominal	- Minimización de dosis de radiación - Reducción de ruido - Corrección de artefacto

	latente(18).			- Reconstrucción
Procesamiento	Procesamiento digital de imágenes para fines médicos, cubriendo formación, visualización, análisis, gestión y mejora de imágenes(18).	Aplicación de IA para eliminación de ruido, segmentación y cuantificación de imágenes LDCT en enfisema.	Cualitativa y nominal	-Segmentación de lóbulos -Segmentación de imágenes -Calibración de densidades. -Uso del min MIP
Interpretación	Interpretación profesional de imágenes, un proceso de tareas inciertas e intrincadas que involucra el análisis para identificar condiciones clínicas(18).	Etapas donde la IA asiste en la clasificación y priorización de hallazgos de enfisema en LDCT	Cualitativa y nominal	-Clasificación de patrones de enfisema. -Cuantificación de enfisema -Concordancia diagnóstica (KKAPA)