



UNIVERSIDAD PERUANA
CAYETANO HEREDIA

Facultad de
MEDICINA

UTILIDAD DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA
RECONSTRUCCIÓN DE IMÁGENES EN ANGIOGRAFÍA CORONARIA
POR TOMOGRAFÍA COMPUTARIZADA EN LA MEJORA DE LA
CALIDAD DE IMAGEN Y REDUCCIÓN DE DOSIS: UNA REVISIÓN DE
ALCANCE

IMPACT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE ON IMAGE RECONSTRUCTION
IN CORONARY COMPUTATIONAL TOMOGRAPHY ANGIOGRAPHY IN
RELATION TO IMAGE QUALITY AND DOSE REDUCTION POTENTIAL:
A SCOPING REVIEW

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

AUTORES

MIGUEL ANGEL MOSCOSO SILVA
PIERO ALESSANDRO ACOSTA PALACIOS
SEBASTIAN ANDRE GUTARRA REYNOSO

ASESOR

DIANA CAROLINA MUCHA LOPEZ

LIMA - PERÚ
2026

JURADOS

Presidente: LIC. FELIX ALEXANDER NEYRA AGUILAR

Vocal: DRA. NATALIA ISABEL MOSQUERA VERGARAY

Secretario: LIC. DAVID AGUILAR TORRES

Fecha de sustentación: 27-04-2026

Calificación: APROBADO

ASESOR DE TESIS

ASESOR

MG. DIANA CAROLINA MUCHA LOPEZ

Departamento Académico de Tecnología Médica

ORCID: 0000-0001-6844-7691

DEDICATORIA

Agradezco a Dios por iluminar mi camino y recordarme que todo tiene su tiempo y proceso. Agradezco a mis padres por no soltarme nunca la mano y enseñarme que el esfuerzo y la disciplina hacen posible cualquier meta. Agradezco también a mis hermanos y mi mejor amiga Lizeth por cada palabra de aliento que me motivó a seguir adelante. Gracias a cada uno por ser parte de este tramo tan importante de mi vida; lleven este logro en su corazón, porque también les pertenece.

- Moscoso Silva Miguel Angel

Dedico esta revisión de alcance a mis padres, por su amor incondicional, su apoyo constante y su confianza en cada etapa de mi formación, y a mi hermano, por su ánimo, comprensión y compañía en los momentos más desafiantes. Gracias por ser mi mayor fortaleza y motivación. Este logro también es suyo.

- Gutarra Reynoso Sebastian Andre

Dedico este trabajo de investigación a mi familia, cuyo respaldo constante ha sido fundamental para mi desarrollo personal y profesional. Agradezco profundamente su entrega, su apoyo continuo y el aliento que me han brindado a lo largo de estos años. Este logro es un reflejo del compromiso y los valores que me han transmitido, y que me han permitido llegar hasta aquí.

- Acosta Palacios Piero Alessandro

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos de corazón a nuestras familias por su amor, comprensión y constante motivación en cada etapa de este proceso. Su apoyo nos brindó la fortaleza necesaria para avanzar y alcanzar nuestras metas. Expresamos también nuestro profundo agradecimiento a nuestros asesores, el Dr. Raúl Correa Ñaña y la Mg. Diana Mucha López, por su guía, paciencia y dedicación, elementos fundamentales para la elaboración de este trabajo de investigación. Valoramos profundamente el tiempo, los conocimientos y los aportes que nos brindaron.

FUENTE DE FINANCIACIÓN

Este trabajo fue autofinanciado con recursos propios de los autores

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.	ACOSTA PALACIOS PIERO ALESSANDRO
2.	GUTARRA REYNOSO SEBASTIAN ANDRE
3.	MOSCOSO SILVA MIGUEL ANGEL

Pertenecientes 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 RECONSTRUCCIÓN DE IMÁGENES EN ANGIOGRAFÍA CORONARIA POR TOMOGRAFÍA COMPUTARIZADA EN LA MEJORA DE LA CALIDAD DE IMAGEN Y REDUCCIÓN DE 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 docente asesor de la Universidad Peruana Cayetano Heredia:

N°	APELLIDOS Y NOMBRES DEL DOCENTE	FACULTAD	NIVEL DE ASESORÍA
1.	MUCHA LOPEZ DIANA CAROLINA	MEDICINA	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 **17%**, según el reporte emitido por el software **Turnitin®** (identificador de entrega: **trn:oid:::1:3633212342**; fecha de entrega: **25-08-2026**).
- 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, 25 de agosto del 2026.**

Firma del asesor
N° DNI: 45733701
ORCID: 0000-0001-6844-7691



TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN

ABSTRACT

I. INTRODUCCIÓN	1
II. OBJETIVOS.....	7
III. MATERIALES Y MÉTODOS	7
IV. RESULTADOS	12
V. DISCUSIÓN	19
VI. LIMITACIONES	24
VII. CONCLUSION	25
VIII. RECOMENDACIONES.....	28
IX. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	29
X. TABLAS, GRAFICOS Y FIGURAS	37
ANEXOS.....	57

RESUMEN

Introducción: La angiografía coronaria por tomografía computarizada (CCTA) es una técnica no invasiva fundamental para la evaluación de la enfermedad coronaria. En los últimos años, el uso de inteligencia artificial, especialmente algoritmos basados en aprendizaje profundo, ha demostrado mejorar la calidad de imagen y reducir la dosis de radiación y contraste, superando limitaciones de los métodos tradicionales de reconstrucción. **Objetivo:** Mapear la evidencia científica disponible sobre la utilidad de los algoritmos de reconstrucción de imágenes basados en inteligencia artificial en pacientes sometidos a CCTA, con énfasis en la calidad de imagen y la reducción de la dosis de radiación. **Materiales y Métodos:** La revisión de alcance se desarrolló de acuerdo con la metodología del Joanna Briggs Institute (JBI) y las directrices PRISMA-ScR. Para la búsqueda se consultaron las bases de datos MEDLINE, EMBASE y SCOPUS, además de SciELO y Google Scholar. Los revisores seleccionaron los estudios de forma independiente y las diferencias encontradas se resolvieron por consenso. La información obtenida se organizó y sintetizó en tablas de acuerdo con las variables establecidas en el marco PCC. **Resultados:** Se incluyeron diez estudios publicados entre 2021 y 2025, predominantemente ensayos clínicos. Los algoritmos DLIR, AiCE y SR-DLR mostraron incrementos consistentes del SNR y CNR, una reducción del ruido entre el 20% y el 60%, y una mejora en la calidad subjetiva de imagen. Asimismo, se reportaron reducciones de dosis entre el 36% y el 76%, especialmente en protocolos de baja dosis, manteniendo una adecuada interpretabilidad diagnóstica. **Conclusiones:** Los resultados muestran que la reconstrucción profunda mejora la calidad de imagen y facilita el uso de protocolos de baja dosis, manteniendo una adecuada utilidad diagnóstica y contribuyendo a reducir la exposición del paciente en CCTA.

Palabras Clave: Angiografía coronaria; Aprendizaje profundo; Dosis de radiación; Inteligencia artificial; Tomografía computarizada

ABSTRACT

Introduction: Coronary computed tomography angiography (CCTA) is a fundamental non-invasive technique for the evaluation of coronary artery disease. In recent years, the use of artificial intelligence, especially algorithms based on deep learning, has been shown to improve image quality and reduce radiation and contrast dose, overcoming limitations of traditional reconstruction methods.

Objective: To map the available scientific evidence on the usefulness of AI-based image reconstruction algorithms in patients undergoing CCTA, with emphasis on image quality and radiation dose reduction.

Materials and Methods: The scoping review was conducted in accordance with the Joanna Briggs Institute (JBI) methodology and PRISMA-ScR guidelines. The search covered the MEDLINE, EMBASE, and SCOPUS databases, as well as SciELO and Google Scholar. Reviewers selected studies independently, and any discrepancies were resolved by consensus. The data obtained were organized and synthesized in tables based on the variables established in the PCC framework.

Results: Ten studies published between 2021 and 2025, predominantly clinical trials, were included. The DLIR, AiCE, and SR-DLR algorithms showed consistent increases in SNR and CNR, a reduction in noise between 20% and 60%, and an improvement in subjective image quality. Dose reductions between 36% and 76% were also reported, especially in low-dose protocols, while maintaining adequate diagnostic interpretability.

Conclusions: The results show that deep reconstruction improves image quality and facilitates the use of low-dose protocols, while maintaining adequate diagnostic utility and contributing to reduced patient exposure in CCTA.

Keywords: Coronary angiography; Deep learning; Radiation dose; Artificial intelligence; Computed tomography

I. INTRODUCCIÓN

A nivel mundial, durante los años 2020 y 2021 se realizó entre 300 a 375 millones de tomografías computarizadas cada año, con una tasa de incremento anual del 3 % al 4% (1). De manera concordante, datos de países que pertenecen a la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE) dentro de los cuales incluye a países como Estados Unidos, Canadá, Japón, Francia, Corea del Sur y Alemania revelan que entre 2011 al 2020 el uso de esta técnica aumentó significativamente en un 5 % anual (2). Asimismo, según el artículo de Covino et al, durante la pandemia por COVID-19 el uso de la tomografía computarizada (TC) se intensificó en un 10 % durante la fase inicial y hasta un 30 % durante la campaña de vacunación, esto en comparación con los años previos al 2020, este crecimiento sostenido consolida la importancia de la TC dentro de los sistemas de salud a escala global (3).

En este contexto la angio-TC se ha posicionado como un método no invasivo y de gran relevancia para evaluar la enfermedad coronaria, caracterizándose por su alta sensibilidad (92%) y valor predictivo negativo (87%), lo que le confiere una gran capacidad para excluir con confianza la presencia de estenosis coronaria significativa (4). Gracias a los avances en los escáneres de TC, la resolución espacial ha mejorado significativamente, permitiendo obtener imágenes más detalladas de las arterias coronarias y facilitando la detección de estenosis más pequeñas. Además, la resolución temporal mejorada ha sido crucial para capturar imágenes precisas durante el ciclo cardíaco, lo que permite evaluar con mayor claridad las arterias coronarias, incluso cuando están en movimiento debido al latido

del corazón (5). Es importante resaltar que, a partir del año 2019 se incrementaron las publicaciones de revisiones que destacan cómo la angio-TC ha mejorado en la cuantificación de la estenosis coronaria, la caracterización de placas y la evaluación de isquemia miocárdica, debido al uso de la inteligencia artificial (IA) (6).

La adquisición de imágenes en angio-TC se realiza habitualmente en equipos multidetectores (≥ 64 detectores), mediante sincronización electrocardiográfica prospectiva o retrospectiva, un protocolo estándar incluye la inyección de contraste yodado (60–100 mL a 4–6 mL/s) seguida de un bolo de solución salina, utilizando técnicas de bolus tracking con umbral en la aorta ascendente (100–150 UH). Los parámetros de adquisición suelen ajustarse según el biotipo del paciente, empleando voltajes de 100–120 kilovoltios (kV), modulación automática de corriente (mAs), colimaciones submilimétricas (0,5–0,625 mm) y tiempos de rotación de 0,25–0,35s, con reconstrucciones en fases diastólicas (7).

Tras la adquisición, los datos crudos (raw data) obtenidos a partir de la atenuación de los rayos X deben someterse a un proceso matemático de reconstrucción para generar imágenes axiales, multiplanares y volumétricas; tradicionalmente este proceso se realizó mediante retroproyección filtrada (FBP), posteriormente mediante algoritmos iterativos (IR), y más recientemente mediante métodos basados en inteligencia artificial y aprendizaje profundo (8).

La retroproyección filtrada (Filtered Back Projection, FBP) ha sido durante décadas el método estándar para la reconstrucción de imágenes en tomografía computarizada, pero su principal limitación es la alta sensibilidad al ruido, especialmente cuando se emplean bajas dosis de radiación (dosis efectiva menor a

3 mSv), lo que puede deteriorar la calidad de imagen y dificultar la interpretación diagnóstica, especialmente en pacientes con mayor índice de masa corporal o mayor ancho torácico, donde la mayor atenuación de los rayos X reduce la cantidad de fotones que alcanzan el detector, incrementando el ruido de la imagen (9). Aunque la reconstrucción por FBP fue la técnica dominante entre el año 2010 y el 2011, se comenzaron a implementar de forma más amplia las técnicas de reconstrucción iterativa (Iterative Reconstruction, IR) para mejorar calidad de imagen y reducir la dosis (10). En un estudio realizado por Nelson et al. se describieron los nuevos enfoques iterativos específicamente aplicados a la TC cardiovascular, destacando principalmente sus beneficios y limitaciones (11).

El uso de IA en la reconstrucción de imágenes por TC comenzó a consolidarse en el año 2018, impulsado por sistemas expertos y redes neuronales que mejoraron significativamente la eficiencia diagnóstica y la interpretación de imágenes médicas, permitiendo automatizar tareas como detección, clasificación y segmentación de lesiones en TC (12). Además, con el auge del aprendizaje profundo (Deep Learning, DL) como algoritmo de reconstrucción por IA, apareció una nueva generación de métodos de reconstrucción basados en redes neuronales convolucionales (Convolutional Neural Network, CNN) que superaron a las técnicas de reconstrucción iterativas (13).

Las CNN se han consolidado como uno de los modelos más relevantes de aprendizaje profundo, desempeñando un papel fundamental en los procesos de reconstrucción debido a su capacidad para extraer características jerárquicas de las imágenes volumétricas, permitiendo identificar estructuras y patrones importantes,

y ofreciendo una reconstrucción de la imagen de mayor calidad (14). Desde el punto de vista físico-matemático, la reconstrucción por aprendizaje profundo (DLR) puede entenderse como un método en el que una red neuronal convolucional aprende, durante el proceso de entrenamiento, las características de calidad de imagen a partir de datos de referencia de alta calidad. En una red neuronal convolucional, la operación básica es la convolución, proceso mediante el cual un pequeño filtro (kernel) se desplaza sobre la imagen y modifica cada píxel en función de sus vecinos para extraer información relevante. Este proceso permite diferenciar la información anatómica del ruido estadístico presente en la imagen. A partir de esta diferenciación, la reconstrucción por aprendizaje profundo puede reducir el ruido y, al mismo tiempo, conservar la textura y las características estructurales de la imagen. Una vez que estas redes han sido entrenadas y aprobadas para su aplicación clínica, pueden generar resultados estables y reproducibles sin modificar la física relacionada con la adquisición del haz de rayos X (15).

En el ámbito cardiovascular, el uso de IA para la reconstrucción de imágenes presenta ventajas frente a las técnicas convencionales, entre ellas una mayor resolución espacial y una mejor delimitación de los márgenes vasculares. También permite visualizar con mayor precisión la luz del stent y las arterias coronarias, lo que facilita la evaluación de la anatomía coronaria, sobre todo en estructuras de pequeño calibre o segmentos afectados por artefactos (16).

Para valorar estas mejoras es necesario considerar la calidad de imagen, entendida como la capacidad del tomógrafo para representar de manera fiel las características anatómicas reales y permitir una adecuada diferenciación y evaluación de las

estructuras (17). Dentro de los aspectos que determinan la calidad de imagen se encuentra la resolución espacial, que puede analizarse mediante la función de transferencia de modulación (MTF). Este parámetro describe la capacidad del sistema para conservar el contraste a medida que aumenta la frecuencia espacial y permite valorar de manera objetiva la resolución y la nitidez de la imagen, particularmente en la representación de bordes y estructuras pequeñas (18). Valores elevados de MTF se asocian con una mayor definición de detalles, lo cual es crucial en la detección de lesiones coronarias. En este contexto, los algoritmos de reconstrucción basados en inteligencia artificial han demostrado mejorar la MTF y la nitidez incluso a dosis reducidas (19). Asimismo, además de la calidad de imagen, otro aspecto fundamental en la angiografía coronaria por tomografía computarizada es la dosis de radiación administrada al paciente, la cual se define como la cantidad de energía de radiación ionizante absorbida por unidad de masa del tejido. En este contexto, la dosis efectiva se emplea principalmente como un indicador para estimar el riesgo asociado a la exposición a radiación ionizante en procedimientos de tomografía computarizada (20). En un ensayo clínico aleatorizado realizado por Benz et al. en 50 pacientes con enfermedad arterial coronaria, se evaluó la capacidad de la Reconstrucción de Imágenes basado en Aprendizaje Profundo (DLIR) en comparación con la Reconstrucción Iterativa Estadística Adaptativa-Veo (ASiR-V) en el estudio de arterias coronarias y su impacto en la reducción de dosis. Los resultados demostraron que con el DLIR se utilizó 0.8 mSv, permitiendo reducir en un 43% la dosis de radiación utilizada durante una angiografía coronaria con respecto al ASiR-V que utilizó 1.4 mSv, sin comprometer la calidad de las imágenes obtenidas (21).

Es importante mencionar, que recientemente el metaanálisis realizado por Soleymanzadeh et al. evaluó la calidad de imagen y la dosis de radiación en angio-TC con reconstrucción por aprendizaje profundo. Sin embargo, su análisis se centró predominantemente en la calidad de imagen, señalando como una limitación relevante la ausencia de un enfoque específico y detallado sobre la dosis de radiación (22).

Por ello, se realizó esta revisión de alcance con la finalidad de mapear la evidencia disponible que incluya la calidad de imagen, así como la dosis de radiación en angio-TC, destacando su capacidad para utilizar protocolos con menor dosis de radiación sin comprometer la calidad de imagen y contribuyendo a la seguridad del paciente, reduciendo su exposición a la radiación y optimizando la precisión en la detección de enfermedades coronarias. Ante ello, la pregunta de investigación científica fue la siguiente: **¿Qué evidencia científica existe sobre la utilidad de algoritmos de reconstrucción de imágenes basados en inteligencia artificial en pacientes sometidos a angiografía coronaria por tomografía computarizada, en relación con la mejora de calidad de imagen y la reducción de la dosis de radiación?**

II. OBJETIVOS

2.1. Objetivo general:

Mapear la evidencia científica disponible sobre la utilidad de los algoritmos de reconstrucción de imágenes basados en inteligencia artificial en pacientes sometidos a angiografía coronaria por tomografía computarizada, con énfasis en la calidad de imagen obtenida y en la reducción de la dosis de radiación.

2.2. Objetivos específicos:

- Identificar las características metodológicas de los estudios que evalúan algoritmos de reconstrucción de imágenes mediante inteligencia artificial en angiografía coronaria por tomografía computarizada.
- Sintetizar la evidencia reportada sobre la calidad de imagen obtenida mediante algoritmos de reconstrucción profunda basados en inteligencia artificial frente a métodos tradicionales en estudios de angiografía coronaria por tomografía computarizada.
- Describir la evidencia reportada sobre la reducción de dosis de radiación en estudios que aplican algoritmos de reconstrucción profunda frente a técnicas convencionales en angiografía coronaria por tomografía computarizada.

III. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Diseño:

En el presente estudio se tomaron como diseño la revisión de alcance, siguiendo la metodología propuesta por el Joanna Briggs Institute (JBI). El diseño se estructuró

de acuerdo con las directrices metodológicas del JBI, incluyendo la identificación clara de la pregunta de investigación, los criterios de inclusión y exclusión, la búsqueda sistemática de la literatura, la selección de estudios, la extracción de datos y la presentación de los resultados (23). La revisión se guio por el marco PCC (Población, Concepto y Contexto), recomendado por el JBI para este tipo de estudios, con el fin de asegurar una exploración comprensiva y estructurada de la evidencia disponible (**Ver Anexo 2**).

Antes de ejecutar esta revisión de alcance, el proyecto fue registrado en el Sistema Descentralizado de Información y Seguimiento a la Investigación (SIDISI) de la Dirección Universitaria de Investigación, Ciencia y Tecnología (DUICT). Posteriormente, fue aceptado por la Facultad de Medicina a través del módulo de Revisión Académica de SIDISI. Finalmente, fue revisado y registrado en la Dirección Universitaria de Asuntos Regulatorios de la Investigación de la Universidad Peruana Cayetano Heredia, dado que, por la naturaleza del estudio, no requería evaluación por el Comité Institucional de Ética en Investigación en Humanos ni por el Comité Institucional de Ética para el Uso de Animales.

3.2. Criterios de inclusión:

- **Participantes:** Estudios realizados en pacientes adultos sometidos a angiografía coronaria por tomografía computarizada.
- **Concepto:** Se incluirán estudios que aborden el uso de inteligencia artificial aplicada específicamente a la reconstrucción de imágenes, con énfasis en su impacto en la calidad de imagen y la reducción de dosis de radiación.

- **Contexto:** Se considerarán investigaciones realizadas en entornos hospitalarios donde se utilicen estudios de Angio-TC coronaria, sin restricción geográfica.
- **Línea temporal:** Los estudios que se incluyeron en esta revisión deberán haber sido publicados entre el 1 de enero de 2021 a octubre del 2025. Se seleccionó este intervalo de tiempo debido a que se han producido avances significativos en el desarrollo e implementación de los algoritmos de inteligencia artificial, especialmente aquellos basados en aprendizaje profundo, con implicancias directas en la reconstrucción de imágenes médicas.
- **Fuente de evidencia:** Se incluyeron artículos de tipo observacionales analíticos (cohorte) y ensayos clínicos (aleatorizados).
- **Criterio geográfico:** Se incluyeron publicaciones internacionales que presenten la disponibilidad del texto completo.
- Se incluyeron estudios en idioma inglés.

3.3. Criterios de exclusión:

Se excluyeron de esta revisión de alcance aquellos estudios donde:

- Se evaluó la inteligencia artificial en el contexto de procesos diferentes a la reconstrucción de imágenes como en el caso de la adquisición de imágenes.
- Se analizaron técnicas de imagen distintas a la angiografía coronaria por tomografía computarizada, como resonancia magnética, ecografía, PET/CT, o TC de otras regiones anatómicas.

- Se presentaron datos parciales o sin desglose específico del impacto de la inteligencia artificial sobre la calidad de imagen o la reducción de dosis, aun cuando se menciona su uso en la reconstrucción.
- Estudios secundarios, incluyendo revisiones sistemáticas, metaanálisis, revisiones narrativas o integradoras, protocolos de revisión, cartas al editor, opiniones o comentarios sin análisis empírico.

3.4. Definición operacional de variables:

Las variables relevantes se describieron de manera detallada en el cuadro de operacionalización de variables (**Ver Anexo 3**).

3.5. Estrategia de búsqueda:

La búsqueda de información se realizó en bases de datos científicas como MEDLINE (vía PubMed), EMBASE (a través de OVID), SCOPUS y en otros motores de búsqueda como SciELO y Google Scholar. Se emplearon términos clave y libres fundamentados en los descriptores MeSH, adaptados a la estructura de búsqueda específica de cada base de datos (**Ver Anexo 4**). Se identificaron palabras clave y descriptores MeSH relacionados con “Coronary Angiography”, “Computed Tomography Angiography”, “Deep Learning”, “Image Reconstruction”, “Iterative Reconstruction”, “Radiation Dose”, “Radiation Exposure” e “Image Quality”. Estos términos se utilizaron en títulos y resúmenes, combinándose mediante operadores booleanos (AND y OR) para maximizar la identificación de estudios relevantes sobre el uso de inteligencia artificial en la reconstrucción de imágenes en angiografía coronaria por tomografía computarizada.

3.6. Selección de estudios:

La selección de los estudios se realizó a través de la revisión de los títulos, resúmenes y palabras clave. Cada uno de los tres autores revisó de manera independiente los estudios encontrados, considerando los criterios de inclusión y exclusión establecidos. Luego, los resultados de esta evaluación fueron comparados entre los revisores y, cuando existieron diferencias en la selección, estas se discutieron hasta llegar a un consenso sobre los estudios que integrarían la revisión.

3.7. Extracción y análisis de datos:

Los tres revisores analizaron los artículos seleccionados y elaboraron una matriz en Microsoft Excel, de acuerdo con las directrices metodológicas del JBI, para registrar y organizar la información obtenida de cada estudio. En la matriz se incluyeron los siguientes elementos de interés: autor, país, año de publicación, idioma, objetivo del estudio, diseño, técnica de reconstrucción comparativa, modelo del equipo, principales hallazgos en calidad de imagen y reducción de dosis, y conclusión.

El análisis de los datos extraídos se realizó mediante una síntesis narrativa descriptiva, agrupando la información relevante sobre la utilidad de la inteligencia artificial en la mejora de la calidad de imagen y la reducción de la dosis de radiación en estudios de angiografía coronaria por tomografía computarizada. Es importante destacar, que todos los revisores fueron responsables de extraer la información relevante de cada estudio de forma independiente, y posteriormente fue analizada en conjunto para garantizar la fiabilidad de los datos recopilados.

IV. RESULTADOS

4.1 Selección de fuentes de evidencia

Después de realizar la búsqueda en las bases de datos MEDLINE (vía PubMed), Scopus, EMBASE (Ovid), SciELO y Google Scholar, así como en los motores de búsqueda Alicia y Renati, se identificaron un total de 2909 registros. Todos los resultados fueron importados al gestor bibliográfico Zotero, donde se eliminaron electrónicamente 2850 registros duplicados, obteniéndose 59 estudios únicos. Posteriormente, los revisores evaluaron de manera independiente los títulos y resúmenes, tras lo cual se excluyeron 35 registros por no cumplir con los criterios de inclusión y exclusión establecidos. En la fase de evaluación del texto completo se analizaron 24 estudios, de los cuales 14 fueron excluidos por los siguientes motivos: nueve se centraban únicamente en la calidad de imagen, dos abordaban exclusivamente la reducción de dosis y tres no presentaban la información completa. Finalmente, 10 estudios cumplieron con los criterios predefinidos y fueron incluidos en la presente revisión de alcance. El proceso de identificación, selección y evaluación de elegibilidad se presenta en el diagrama de flujo PRISMA-ScR (Ver Anexo 1).

4.2. Evidencia sobre la utilidad de los algoritmos de reconstrucción de imágenes basados en inteligencia artificial en pacientes sometidos a angiografía coronaria por tomografía computarizada en la mejora de la calidad de imagen y reducción de dosis de radiación:

Se muestran las características de los diez estudios incluidos en esta revisión, todos enfocados en la aplicación de algoritmos de reconstrucción mediante inteligencia

artificial (IA) en estudios de angiografía coronaria por tomografía computarizada (CCTA) (**Ver Tabla 1**). En términos geográficos, ocho investigaciones se realizaron en China (80%), una en Francia (10%) y uno en Italia (10%). En cuanto al año de publicación, los estudios abarcan el periodo del 2021 al 2025, mostrando la implementación de la reconstrucción basada en aprendizaje profundo y la consolidación de la IA como componente central en los sistemas modernos de reconstrucción tomográfica.

Respecto al diseño de los estudios, el 90% fueron ensayos clínicos aleatorizados (n=9) y el 10% restante correspondió a un estudio observacional analítico de cohorte retrospectivo. El tamaño muestral varió entre 46 a 289 pacientes. En relación con la tecnología empleada, seis estudios utilizaron tomógrafos de GE Healthcare (Revolution CT, Revolution Apex y Revolution EVO) junto con los algoritmos DLIR-L/M/H. Los otros cuatro estudios utilizaron el equipo Canon Aquilion ONE GENESIS con los algoritmos AiCE (Advanced Intelligent Clear-IQ Engine) y SR-DLR (Super-Resolution Deep Learning Reconstruction). La reconstrucción por IA se comparó con técnicas iterativas convencionales como ASiR-V, AIDR-3D o HIR, utilizadas previamente como estándar clínico.

Los estudios reportaron una mejor calidad de imagen con la reconstrucción basada en inteligencia artificial, observándose aumentos en la SNR y CNR, además de una reducción del ruido entre el 30% y 60% frente a los métodos iterativos tradicionales. Los algoritmos DLIR-H y AiCE obtuvieron buenos resultados, proporcionando texturas más naturales, mejor delineación de las arterias coronarias y una apariencia menos “plástica” que las reconstrucciones iterativas de alta intensidad.

En la evaluación subjetiva, los observadores otorgaron puntuaciones entre 4 y 5 puntos en la mayoría de los estudios, con una elevada concordancia interobservador ($\kappa > 0.8$), mostrando una valoración similar entre los evaluadores.

En cuanto a la dosis de radiación, los estudios reportaron reducciones entre el 36% y 75%, según el protocolo de baja energía utilizado. Las mayores reducciones se observaron con protocolos de 70-80 kVp combinados con DLIR-H, superando el 70% sin afectar la interpretabilidad clínica. Asimismo, los protocolos “double-low” (baja energía y baja corriente) y “triple-low” (baja energía, baja corriente y bajo contraste) mostraron resultados favorables en angiografía coronaria por TC.

4.3. Características metodológicas de los estudios que evalúan algoritmos de reconstrucción de imágenes mediante inteligencia artificial en angiografía coronaria por tomografía computarizada:

Al analizar las características metodológicas, se encontró un predominio de ensayos clínicos aleatorizados, diseños que compararon diferentes niveles de reconstrucción con técnicas iterativas estándar bajo protocolos específicos de dosis y energía (**Ver Tabla 2**). Bernard A. et al. (24), en cambio, presento un estudio observacional analítico de cohorte retrospectivo utilizando datos adquiridos previamente, sin modificar el protocolo original. En cuanto a la población, los artículos incluyeron desde sujetos de complexión delgada hasta pacientes con sobrepeso u obesidad, lo que permitió evaluar el rendimiento de los algoritmos de reconstrucción en distintos biotipos. De ellos, cinco investigaciones (50%) no reportaron el índice de masa corporal y trabajaron con poblaciones generales; dos estudios (20%) evaluaron específicamente a pacientes de complexión normal y delgada ($IMC < 18.5$ y ≥ 18.5

- 24.9 kg/m²); uno de ellos (10%) incluyó exclusivamente a pacientes con obesidad (IMC $\geq$ 30 kg/m²); y dos estudios (20%) se centraron en pacientes con sobrepeso (IMC $\geq$ 25 < 30 kg/m²).

Los protocolos técnicos demostraron una tendencia hacia configuraciones de baja dosis en los grupos con inteligencia artificial, utilizando entre 70 y 80 kVp, mientras que los grupos comparativos emplearon tensiones estándar entre 100 y 120 kVp. Además, se utilizó en algunos estudios la modulación automática de corriente (Smart-mA), con tiempos de rotación de 0.28 a 0.35 segundos, y grosores de corte de 0.5 y 0.625 mm. Estas configuraciones, combinadas con la reconstrucción mediante aprendizaje profundo, permitieron mejorar la calidad diagnóstica incluso con protocolos de baja radiación y contraste reducido. Todos los estudios aplicaron sincronización electrocardiográfica prospectiva (ECG-gated) para minimizar artefactos de movimiento y mejorar la nitidez de los vasos coronarios. En cuanto al medio de contraste, se emplearon volúmenes entre 20 a 80 mL, administrados a 3 - 6 mL/s, con técnicas de seguimiento de bolo y apnea controlada. Los protocolos “double-low” y “triple-low” lograron mantener adecuada opacificación con volúmenes reducidos de contraste, gracias a la mayor eficiencia de reconstrucción de los algoritmos profundos.

4.4. Evidencia reportada sobre la calidad de imagen obtenida mediante algoritmos de reconstrucción profunda basados en inteligencia artificial frente a métodos tradicionales en estudios de angiografía coronaria por tomografía computarizada:

Se realizó la síntesis de la evidencia cuantitativa y cualitativa sobre la calidad de imagen obtenida mediante algoritmos de reconstrucción profunda basados en inteligencia artificial, comparados con técnicas iterativas tradicionales en angiografía coronaria por tomografía computarizada (**Ver Tabla 3**). En términos de métricas objetivas, todos los estudios reportaron incrementos del SNR y CNR en los grupos reconstruidos con IA. El SNR mostró incrementos que oscilaron entre 15% a 72%, dependiendo del segmento y del algoritmo utilizado. Solo un estudio, el de Ren Z. et al. (31), evidenció incrementos superiores al 100% tanto en SNR como en CNR, principalmente en la aorta ascendente y en algunos segmentos coronarios. Estas diferencias pueden relacionarse con varios factores, entre ellos el uso de 70 kVp junto con el nivel alto de reconstrucción DLIR-H, combinación que aumenta la atenuación del contraste intravascular y disminuye considerablemente el ruido. A ello se suma que el estudio incluyó únicamente pacientes delgados ($IMC \leq 25$), en quienes la menor atenuación tisular favorece una reducción del ruido y mayores incrementos en las métricas objetivas.

Por otro lado, Wu Z. et al. (32) reportaron aumentos moderados del SNR, con valores entre 29% y 72% según el segmento coronario analizado. El CNR presentó incrementos mayores, entre 78% y 122% en los segmentos evaluados, asociados al aumento de la atenuación intravascular producido por la técnica de realce de contraste (CE-Boost). Por tanto, las variaciones observadas en estas métricas estuvieron relacionadas con el algoritmo utilizado, la estrategia de realce del contraste, el protocolo de adquisición y el segmento coronario estudiado.

En cuanto al ruido los estudios mostraron reducciones en todos los protocolos que usaron algoritmos de reconstrucción basados en IA. Se registraron descensos entre el 3% al 43%, esto debido principalmente a la diferencia entre los protocolos utilizados en los estudios y a las diferentes estructuras vasculares examinadas.

La evaluación subjetiva de la calidad de la imagen favoreció de manera consistente a los algoritmos basados en IA, donde los observadores reportaron mayor nitidez, delimitación de bordes vasculares y una textura más natural. Las puntuaciones promedio se ubicaron entre 4 y 5 puntos, con elevada concordancia interobservador, y varios estudios reportaron mejoras significativas frente a los algoritmos tradicionales (ASiR-V, AIDR-3D y HIR).

Respecto a las estructuras anatómicas evaluadas, la mayoría de estudios analizó las ramas coronarias principales, incluyendo la arteria coronaria derecha (RCA), la arteria descendente anterior izquierda (LAD) y la arteria circunfleja izquierda (LCX) (25-28,, –30-33). Asimismo, algunos estudios ampliaron la evaluación hacia otras estructuras anatómicas como la aorta ascendente (24,26,30,31,32), la aurícula izquierda (24) y el tronco coronario izquierdo (29, 31-33). En todas estas estructuras, los algoritmos de reconstrucción profunda demostraron un rendimiento superior, optimizando la calidad diagnóstica incluso en condiciones de baja dosis y contraste.

4.5. Evidencia reportada sobre la reducción de dosis de radiación en estudios que aplican algoritmos de reconstrucción profunda frente a técnicas convencionales en angiografía coronaria por tomografía computarizada:

Se describe la evidencia relacionada con la reducción de dosis de radiación alcanzada mediante algoritmos de reconstrucción profunda en comparación con técnicas iterativas convencionales en estudios de angiografía coronaria por tomografía computarizada (**Ver Tabla 4**). En los diez artículos analizados, la inteligencia artificial permitió disminuir de manera consistente los parámetros dosimétricos, especialmente cuando se aplicaron protocolos de baja energía y modulación automática de corriente. En conjunto, las reducciones de dosis oscilaron entre 36% al 76%, variando según el algoritmo utilizado, el kVp aplicado y las características de la población estudiada.

La mayor reducción de dosis se observó en el estudio de Ren Z. et al. (31), realizado en pacientes delgados ($IMC \leq 25 \text{ kg/m}^2$). En este grupo, el protocolo de 70 kVp junto con los algoritmos DLIR-L/M/H logró reducciones cercanas al 76% en CTDIvol, DLP y dosis efectiva, siendo la mayor disminución reportada entre los estudios incluidos. Este resultado puede estar relacionado con la menor atenuación corporal de los pacientes delgados, condición que favorece el uso de voltajes más bajos y el desempeño de la reconstrucción profunda. Por otro lado, Pan H. et al. (30) reportaron la menor reducción de dosis en pacientes con sobrepeso. La combinación de 80 kVp y DLIR-H alcanzó una disminución aproximada del 36% en los parámetros dosimétricos. Estas reducciones más moderadas se explican por la mayor atenuación del tejido adiposo, que obliga a utilizar energías más altas y corrientes más elevadas para mantener la calidad diagnóstica, limitando el potencial máximo de reducción alcanzable incluso con algoritmos avanzados de IA.

De manera general, los mayores beneficios estuvieron asociados al empleo de protocolos de baja energía, en particular aquellos basados en 70 kVp. Por el contrario, las reducciones fueron más moderadas en estudios realizados en poblaciones con sobrepeso u obesidad, debido a las demandas de densidad y atenuación del tejido, aunque los algoritmos profundos permitieron mantener una elevada calidad diagnóstica sin aumentar de forma significativa la corriente del tubo. En síntesis, los resultados de los diez estudios confirman que los algoritmos de reconstrucción profunda facilitan la implementación de protocolos “double-low” y “triple-low”, reduciendo significativamente la radiación administrada sin comprometer la calidad diagnóstica y, en muchos casos, reduciendo también el volumen de contraste.

V. DISCUSIÓN

Los hallazgos de esta revisión muestran que la reconstrucción de imágenes basada en inteligencia artificial se ha consolidado como una herramienta emergente y clínicamente relevante en angiografía coronaria por tomografía computarizada, especialmente en los últimos cinco años. La mayoría de los estudios incluidos se realizaron en China, lo que refleja el creciente desarrollo de estas tecnologías en dicho país. Este resultado coincide con lo reportado por Zhang et al. (34), quienes señalan que, a pesar de su incorporación tardía, China ha mostrado un importante crecimiento en la producción científica sobre inteligencia artificial aplicada a las enfermedades cardiovasculares. Esta tendencia podría explicar el predominio de investigaciones provenientes de este país en nuestra revisión. Por otro lado, los

estudios realizados en Francia e Italia muestran que el uso de estas tecnologías también se está extendiendo hacia otros contextos clínicos.

Respecto a la tecnología empleada, los estudios utilizaron principalmente equipos de dos fabricantes. Los sistemas GE Healthcare trabajaron con DLIR en sus niveles Low, Medium y High, mientras que los equipos Canon utilizaron AiCE y SR-DLR. A pesar de las diferencias entre ambas tecnologías, los algoritmos de reconstrucción profunda mostraron mejoras en la calidad de imagen. Entre ellos, DLIR-H y AiCE presentaron texturas más naturales y menos “plásticas” frente a las técnicas iterativas, acercándose a la apariencia del ruido real. Esta característica se conservó incluso con protocolos de baja energía y menor cantidad de contraste, lo que resulta relevante para la reducción de dosis.

Los estudios mostraron una mejora en la calidad de imagen, con incrementos del SNR entre el 7% y el 120% y del CNR entre el 15% y el 122%. Los valores superiores al 100%, reportados por Ren Z. et al. (31) y Wu Z. et al. (32), estuvieron asociados a condiciones específicas, como el uso de baja energía (70 kVp) y la inclusión de pacientes delgados. Estas diferencias muestran que la magnitud de la mejora no está determinada únicamente por el algoritmo, sino también por factores como la energía utilizada y el biotipo del paciente. Dentro de este último, el índice de masa corporal y el ancho torácico influyen en la atenuación de los rayos X y en el ruido de la imagen. Al comparar estos resultados con el metaanálisis de Soleymanzadeh et al. (22), se observa una tendencia similar, ya que reportaron incrementos del 36.1% en el SNR y del 38.4% en el CNR con reconstrucción profunda frente a técnicas iterativas tradicionales, manteniendo constantes los

parámetros de dosis. En nuestra revisión se encontraron incrementos mayores bajo condiciones específicas, como el uso de 70 kVp y las diferencias en el biotipo de los pacientes. A pesar de esta variación, los resultados mantienen una tendencia favorable hacia la reconstrucción profunda en la mejora de la calidad de imagen. Asimismo, las diferencias del CNR entre los segmentos coronarios indican que el incremento no fue uniforme, principalmente en segmentos como la LCX o la RCA distal, donde se observó una menor ganancia de contraste.

En cuanto al ruido, los estudios registraron disminuciones de NI/SD entre el 3% y el 43%, con variaciones según el algoritmo y las condiciones evaluadas. Tanto el NI utilizado en los equipos GE como la SD reportada en los equipos Canon mostraron una reducción del ruido con la reconstrucción profunda. Esta disminución estuvo acompañada de mayores valores de SNR y CNR, manteniendo una textura natural de la imagen. Al comparar estos resultados con Soleymanzadeh et al. (22), se observa una tendencia similar, ya que en su metaanálisis reportaron una reducción media del ruido del 26,9% con DLR frente a las técnicas de reconstrucción iterativa.

Además del ruido, otro componente relacionado con la calidad de imagen es la resolución espacial, cuya evaluación puede realizarse mediante la función de transferencia de modulación (MTF). En este sentido, las mejoras observadas con los algoritmos de reconstrucción basados en inteligencia artificial sugieren una mejor conservación de la respuesta a frecuencias espaciales altas frente a los métodos iterativos convencionales. Esto favorecería una mayor definición de los

bordes y de las estructuras coronarias pequeñas, incluso bajo protocolos de dosis reducida.

En la evaluación subjetiva, la mayoría de los estudios presentó puntuaciones entre 4 y 5, además de una alta concordancia entre los observadores. Los evaluadores reportaron mayor nitidez en los bordes arteriales, mejor delimitación de la pared coronaria y una apariencia más uniforme entre los segmentos. Estas características son importantes para valorar placas no calcificadas o lesiones sutiles, donde la nitidez y el contraste favorecen una adecuada evaluación diagnóstica.

Respecto a la dosis de radiación, todos los estudios confirmaron reducciones significativas entre el 36% y el 76%. La mayor disminución se observó en poblaciones delgadas utilizando 70 kVp, mientras que los pacientes con sobrepeso u obesidad mostraron reducciones más moderadas debido a la necesidad de mayores voltajes para mantener la calidad diagnóstica. Este resultado difiere de lo reportado por Benz et al. (21), quienes encontraron una reducción cercana al 43% al comparar una CCTA de dosis normal reconstruida con ASiR-V y otra de baja dosis reconstruida con DLIR-H, manteniendo niveles de ruido similares. Las reducciones superiores al 70% encontradas en nuestra revisión podrían estar relacionadas con factores técnicos, como el empleo de 70 kVp, la inclusión de pacientes delgados y el uso de protocolos “double-low” o “triple-low”. Estas diferencias resaltan la influencia del biotipo y de los parámetros técnicos empleados, mostrando que el grado de reducción alcanzado con los algoritmos de reconstrucción profunda varía según las condiciones del protocolo utilizado.

Desde una perspectiva clínica, los estudios abordaron principalmente a pacientes con sospecha de cardiopatía isquémica y enfermedad coronaria aterosclerótica. Entre los hallazgos evaluados estuvieron las placas coronarias y la presencia de estenosis significativa, definida en la mayoría de los estudios por una reducción $\geq 50\%$ del diámetro de la arteria coronaria. Este valor coincide con el criterio señalado por la Sociedad de Tomografía Computarizada Cardiovascular (SCCT) y las guías europeas de cardiología, en las que la angio-TC coronaria se incluye como una técnica de primera línea para el estudio de la enfermedad coronaria estable.

De manera general, la evidencia revisada muestra que la reconstrucción basada en inteligencia artificial mejora la calidad de imagen en CCTA y favorece el uso de protocolos con menor dosis de radiación y contraste, manteniendo resultados clínicamente aceptables. La mejor visualización del lumen arterial y delimitación de las placas coronarias contribuye a conservar la capacidad diagnóstica para detectar estenosis significativa, incluso cuando se emplean protocolos de baja energía. La incorporación de estas tecnologías en equipos de GE y Canon refleja su avance en el ámbito clínico; sin embargo, aún se requieren investigaciones que evalúen su desempeño en poblaciones más complejas y su influencia en la precisión diagnóstica y la toma de decisiones terapéuticas en la enfermedad coronaria aterosclerótica.

VII. LIMITACIONES

Una de las principales limitaciones de esta revisión fue la diversidad de los estudios incluidos, como las diferencias en los niveles de energía utilizados, los parámetros de reconstrucción y las características de los pacientes hacen difícil establecer comparaciones directas y llegar a conclusiones totalmente uniformes. Aunque la mayoría de estudios fueron ensayos clínicos, cada uno aplicó condiciones técnicas particulares que influyeron en sus resultados. Además, se observó una marcada variabilidad tecnológica. Los estudios emplearon tomógrafos de distintos modelos y generaciones, junto con algoritmos de reconstrucción profunda diferentes, como DLIR, AiCE y SR-DLR. Esta diversidad de equipos, software y configuraciones impide estandarizar completamente los hallazgos, ya que cada combinación técnica ofrece un rendimiento particular.

También se encontró variabilidad en la forma de reportar parámetros como SNR, CNR y ruido, debido a que algunos estudios no presentaron todos estos valores. Esta ausencia de información dificultó la comparación de los resultados y restringió su análisis. Asimismo, varios estudios no informaron el índice de masa corporal de los participantes, dificultando la interpretación de los hallazgos según el biotipo. Este dato es relevante porque el IMC y el ancho torácico influyen en la atenuación de los rayos X, el ruido de la imagen y el ajuste de los parámetros técnicos, factores que pueden modificar la calidad de imagen y la reducción de dosis alcanzada.

Por estas razones, los resultados deben interpretarse con cautela. Se requieren futuras investigaciones con protocolos más homogéneos, una mejor caracterización

de las poblaciones y comparaciones directas entre los diferentes algoritmos de reconstrucción profunda.

VI. CONCLUSIÓN

La evidencia muestra que en los estudios analizados hay predominancia de ensayos clínicos, lo que fortalece la validez interna de los hallazgos al permitir comparaciones controladas entre algoritmos de reconstrucción por inteligencia artificial y técnicas iterativas convencionales. La inclusión de poblaciones con diferente IMC permitió evaluar el desempeño de estos algoritmos en pacientes con distintos biotipos. Asimismo, se observa que la implementación de protocolos de baja dosis en combinación con algoritmos de reconstrucción profunda, junto con el uso de estrategias optimizadas de administración de contraste, demuestra que los algoritmos de inteligencia artificial permiten la implementación de protocolos “double-low” y “triple-low”, consolidándose como una herramienta clave en la optimización integral de la angiografía coronaria por tomografía computarizada.

Los resultados obtenidos muestran que los algoritmos de reconstrucción por inteligencia artificial mejoran la calidad de imagen frente a las técnicas iterativas tradicionales, tanto en los parámetros objetivos como en la evaluación subjetiva. El aumento del SNR y CNR, acompañado de una reducción del ruido, favorece la visualización y caracterización de las estructuras vasculares incluso con protocolos de baja dosis. Sin embargo, el grado de mejora varía según el protocolo de adquisición, el nivel de reconstrucción utilizado, la estrategia de administración del

contraste y las características del paciente. En la evaluación subjetiva, los observadores reportaron una mejor delimitación de los bordes, mayor nitidez y una textura más natural de la imagen. Estos resultados muestran que la reconstrucción basada en inteligencia artificial mejora los parámetros técnicos y la calidad de las imágenes obtenidas en angiografía coronaria por tomografía computarizada.

Asimismo, los resultados muestran que el uso de algoritmos de reconstrucción profunda favorece una reducción de la dosis de radiación en angiografía coronaria por tomografía computarizada frente a las técnicas iterativas convencionales. Las disminuciones observadas muestran que estos algoritmos pueden emplearse junto con estrategias de baja dosis para optimizar los protocolos de adquisición. Su aplicación también facilita el uso de protocolos “double-low” y “triple-low”, en los que se ajustan parámetros como el kVp y mAs, además de la administración del contraste, manteniendo una adecuada calidad diagnóstica. Sin embargo, la magnitud de la reducción varía según las características del paciente y fue mayor en aquellos con menor IMC. A pesar de estas diferencias, los algoritmos de inteligencia artificial mantuvieron una calidad de imagen adecuada bajo los protocolos evaluados.

De manera general, los resultados de esta revisión muestran que la reconstrucción basada en inteligencia artificial constituye un avance importante en la angiografía coronaria por TC, al obtener imágenes de mejor calidad con una menor dosis de radiación y conservar la capacidad diagnóstica para evaluar la enfermedad coronaria aterosclerótica y la estenosis significativa. Su incorporación en la práctica radiológica puede contribuir a optimizar los protocolos y reducir la exposición del

paciente, aunque su desempeño depende de las características clínicas y técnicas de cada escenario.

VIII. RECOMENDACIONES

Para futuras investigaciones, se propone estandarizar los protocolos de reconstrucción mediante parámetros similares de voltaje, corriente, niveles de reconstrucción y características de la población, con el fin de facilitar la comparación entre los estudios. También se recomienda reportar el índice de masa corporal (IMC) de los participantes, ya que permite diferenciar pacientes delgados, con sobrepeso u obesidad y considerar la influencia de la atenuación corporal sobre la calidad de imagen y la dosis de radiación. Por último, sería conveniente utilizar mediciones uniformes de SNR, CNR, ruido y parámetros de dosis para obtener una evaluación más homogénea del desempeño de los algoritmos de reconstrucción profunda.

IX. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS:

1. Schöckel L, Jost G, Seidensticker P, Lengsfeld P, Palkowitsch P, Pietsch H, et al. Developments in X-ray contrast media and the potential impact on computed tomography. Invest Radiol [Internet]. 2020 [citado el 5 de julio de 2025]; 592-597. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32701620/>
2. Martella M, Lenzi J, Gianino M. Diagnostic technology: Trends of use and availability in a 10-year period (2011-2020) among sixteen OECD countries. Healthcare [Internet]. 2023 [citado el 5 de julio de 2025]; 1-17. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10378781/>
3. Covino M, Piccioni A, Merra G, Giordano C, Russo R, Infante A, et al. Head CT scans in the emergency department during the COVID-19 pandemic: Use or overuse? Life [Internet]. 2024 [citado el 5 de julio de 2025]; 1-9. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10890022/>
4. Gonzalez J, Lipinski M, Flors L, Shaw P, Kramer C, Salerno M. Meta-analysis of diagnostic performance of coronary computed tomography angiography, computed tomography perfusion, and computed tomography-fractional flow reserve in functional myocardial ischemia assessment versus invasive fractional flow reserve. Am J Cardiol [Internet]. 2015 [citado el 4 de agosto de 2025]; 1469-1478. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/26347004/>
5. Maroules C, Rybicki F, Ghoshhajra B, Battle J, Branch K, Chinnaiyan K, et al. 2022 use of coronary computed tomographic angiography for patients presenting with acute chest pain to the emergency department: an expert consensus document of the Society of Cardiovascular Computed Tomography (SCCT): endorsed by the American College of Radiology (ACR) and North

- American Society for Cardiovascular Imaging (NASCI). J Cardiovasc Comput Tomogr [Internet]. 2023 [citado el 5 de julio de 2025]; 146-163. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36253281/>
6. Muscogiuri G, Van M, Tesche C, Cecco C, Chiesa M, et al. Artificial Intelligence in Coronary Computed Tomography Angiography: From Anatomy to Prognosis. BioMed Res Intern [Internet]. 2020 [citado el 05 de julio de 2025]; 1-10. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33381570/>
 7. Abbara S, Blanke P, Maroules C, Cheezum M, Choi A, Han B, et al. SCCT guidelines for the performance and acquisition of coronary computed tomographic angiography: A report of the society of Cardiovascular Computed Tomography Guidelines Committee: Endorsed by the North American Society for Cardiovascular Imaging (NASCI). J Cardiovasc Comput Tomogr [Internet]. 2016 [citado el 18 de febrero de 2026]; 10(6):435–449. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jcct.2016.10.002>
 8. Zhang M, Gu S, Shi Y. The use of deep learning methods in low-dose computed tomography image reconstruction: a systematic review. Complex Intell Syst [Internet]. 2022 [citado el 18 de febrero de 2026]; 8(6):5545–5561. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1007/s40747-022-00724-7>
 9. Tan X, Liu X, Xiang K, Wang J, Tan S. Deep Filtered Back Projection for CT Reconstruction. IEEE Access [Internet]. 2024 [citado el 05 de julio de 2025]; 1-31 Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39211346/>
 10. Willemink M, Noël P. The evolution of image reconstruction for CT—from filtered back projection to artificial intelligence. Eur Radiol [Internet]. 2019

- [citado el 05 de julio de 2025]; 2185–2195. Disponible en: <https://doi.org/10.1007/s00330-018-5810-7>
11. Nelson R, Feuerlein S, Boll D. New iterative reconstruction techniques for cardiovascular computed tomography: how do they work, and what are the advantages and disadvantages. *J Cardiovasc Comput Tomogr* [Internet]. 2011 [citado el 16 de julio de 2025]; 286-292. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/21875826/>
 12. Avanzo M, Stancanella J, Pirrone G, Drigo A, Retico A. The Evolution of Artificial Intelligence in Medical Imaging: From Computer Science to Machine and Deep Learning. *Cancers* [Internet]. 2024 [citado el 02 de agosto de 2025]; 1-23. Disponible en: <https://doi.org/10.3390/cancers16213702>
 13. Zhang R, Szczykutowicz T, Toia G. Artificial Intelligence in Computed Tomography Image Reconstruction: A Review of Recent Advances. *J Comput Assist Tomogr* [Internet]. 2025 [citado el 16 de julio de 2025]; 521-530. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/40008975/>
 14. Rahman H, Khan A, Sadiq T, Farooqi A, Khan I, Lim W. A systematic literature review of 3D deep learning techniques in computed tomography reconstruction. *Tomography* [Internet]. 2023 [citado el 3 de septiembre de 2025]; 9(6):2158-2189. Disponible en: <https://www.mdpi.com/2379-139X/9/6/169>
 15. Szczykutowicz TP. A review of deep learning CT reconstruction: concepts, limitations, and opportunities in clinical practice. *Eur Radiol Exp* [Internet]. 2022 [citado el 28 de febrero de 2026]. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1007/s40134-022-00399-5>

- Mastrodicasa D, Szczekutowicz TP, van der Werf NR, Wang AS, Sandfort V, et al. Deep Learning Image Reconstruction for CT: Technical Principles and Clinical Prospects. *Radiology* [Internet]. 2023 Jan 31 [citado el 28 de febrero de 2026];306(3):e221257. Disponible en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9968777/>
16. Orii M, Sone M, Osaki T, Ueyama Y, Chiba T, Sasaki T, et al. Super-resolution deep learning reconstruction at coronary computed tomography angiography to evaluate the coronary arteries and in-stent lumen: an initial experience. *BMC Med Imaging* [Internet]. 2023 [citado el 16 de julio de 2025]; 1-10. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37904089/>
 17. Zarb F, Rainford L, McEntee M. Image quality assessment tools for optimization of CT images. *Radiography, Lond* [Internet]. 2010 [citado el 25 de febrero del 2026]; 16(2):147-153. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1016/j.radi.2009.10.002>
 18. Bastos A, Nogueira M. Image quality in diagnostic radiology: a guide to methodologies for radiologists. *Radiol Bras* [Internet]. 2025 [citado el 28 de abril de 2026]; 58:e20240088. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1590/0100-3984.2024.0088-en>
 19. Li Y, Jiang Y, Liu H, Yu X, Chen S, Ma D, et al. A phantom study comparing low-dose CT physical image quality from five different CT scanners. *Quant Imaging Med Surg* [Internet]. 2022 [citado el 28 de abril de 2026]; 12(1):766–80. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.21037/qims-21-245>
 20. Lam D, Wootton S, McGahan J, Stern R, Boone J. Abdominal pediatric cancer surveillance using serial computed tomography: evaluation of organ absorbed dose and effective dose. *Semin Oncol* [Internet]. 2011 [citado el 25 de febrero

- del 2026]; 38(1):128-135. Disponible en:
<http://dx.doi.org/10.1053/j.seminoncol.2010.11.009>
21. Benz D, Ersözlü S, Mojon F, Messerli M, Mitulla A, Ciancone D, et al. Radiation dose reduction with deep-learning image reconstruction for coronary computed tomography angiography. *Eur Radiol* [Internet]. 2022 [citado el 05 de julio de 2025]; 2620-2628. Disponible en:
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/34792635/>
22. Soleymanzadeh A, Fatemeh S, Davod K, Mona F. Image quality and radiation dose in coronary CT: a systematic review and meta-analysis of deep learning reconstruction. *Egypt J Radiol Nucl Med* [Internet]. 2025 [citado el 24 de agosto de 2025]; 1-14. Disponible en:
<https://ejrnm.springeropen.com/articles/10.1186/s43055-025-01527-9>
23. Peters M, Godfrey C, McInerney P, Munn Z, Tricco A, Khalil, H. Chapter 11: Scoping Reviews (2020 versión). *JBIM Manual for Evidence Synthesis*. JBI [Internet]. 2020 [citado el 31 de agosto de 2025]. Disponible en:
<https://synthesismanual.jbi.global>. <https://doi.org/10.46658/JBIMES-20-12>
24. Bernard A, Comby P, Lemogne B, Haioun K, Ricolfi F, Chevallier O, et al. Deep learning reconstruction versus iterative reconstruction for cardiac CT angiography in a stroke imaging protocol: reduced radiation dose and improved image quality. *Quant Imaging Med Surg* [Internet]. 2021 [citado el 24 de agosto de 2025]; 11(1):392-401. Disponible en:
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33392038/>
25. Li W, Diao K, Wen Y, Shuai T, You Y, Zhao J, et al. High-strength deep learning image reconstruction in coronary CT angiography at 70-kVp tube

- voltage significantly improves image quality and reduces both radiation and contrast doses European Radiology [Internet]. 2022 [citado el 05 de julio de 2025]; 2912-2920. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35059803/>
26. Wang H, Wang R, Li Y, Zhou Z, Gao Y, Bo K, et al. Assessment of image quality of coronary computed tomography angiography in obese patients by comparing deep learning image reconstruction with adaptive statistical iterative reconstruction Veo. Journ Comput Assist Tomogr [Internet]. 2022 [citado el 12 de noviembre de 2025]; 46(1):34-40. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1097/RCT.0000000000001252>
 27. Li W, Lu H, Wen Y, Zhou M, Shuai T, You Y, et al. Reducing both radiation and contrast doses for overweight patients in coronary CT angiography with 80-kVp and deep learning image reconstruction. Eur Journ Radiol [Internet]. 2023 [citado el 12 de noviembre de 2025]; 161(110736):1-7. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejrad.2023.110736>
 28. Li W, Huang W, Li P, Wen Y, Shuai T, He Y, et al. Application of deep learning image reconstruction-high algorithm in one-stop coronary and carotid-cerebrovascular CT angiography with low radiation and contrast doses. Quant Imaging Med Surg [Internet]. 2024 [citado el 12 de noviembre de 2025]; 14(2):1860-1872. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.21037/qims-23-864>
 29. Caruso D, De Santis D, Tremamunno G, Santangeli C, Polidori T, Bona GG, et al. Deep learning reconstruction algorithm and high-concentration contrast medium: feasibility of a double-low protocol in coronary computed tomography angiography. Eur Radiol [Internet]. 2025 [citado el 12 de

- noviembre de 2025]; 35(4):2213–21. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1007/s00330-024-11059-x>
30. Pan H, Zhang Q, Ding J, Pan J, Sun A. Application of 80 kVp combined with deep learning reconstruction algorithm in overweight patients coronary CT angiography: reduced radiation dose and contrast agent dose. Research Square [Internet]. 2025 [citado el 14 de noviembre de 2025]. Disponible en: <https://www.researchsquare.com/article/rs-6407367/v1>
31. Ren Z, Shen L, Zhang X, He T, Yu N, Zhang M. Radiation and contrast dose reduction in coronary CT angiography for slender patients with 70 kV tube voltage and deep learning image reconstruction. Br J Radiol [Internet]. 2025 [citado el 14 de noviembre de 2025]; 98(1171):1046-1052. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/40205479/>
32. Wu Z, Chen M, Wei Y, Shen C, Han W, Xu R et al. Feasibility Study of Triple-low CCTA for Coronary Artery Disease Screening Combining Contrast Enhancement Boost and Deep Learning Reconstruction. Rev Cardiovasc Med [Internet]. 2025 [citado el 14 de noviembre de 2025]; 26(6):31334. Disponible en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12230822/>
33. Zou L, Xu C, Xu M, Xu K, Zhao Z, Wang M et al. Ultra-low-dose coronary CT angiography via super-resolution deep learning reconstruction: impact on image quality, coronary plaque, and stenosis analysis. Eur Radiol [Internet]. 2025 [citado el 14 de noviembre de 2025]; 35(8):4674-4684. Disponible en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12226659/>
34. Zhang J, Zhang J, Jin J, Jiang X, Yang L, Fan S, et al. Artificial intelligence applied in cardiovascular disease: a bibliometric and visual analysis. Front

Cardiovasc Med [Internet]. 2024 [citado el 15 de noviembre de 2025]; 1-15

Disponible en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10904648/>

X. TABLAS, GRÁFICOS Y FIGURAS

Tabla 1. Evidencia sobre la utilidad de los algoritmos de reconstrucción de imágenes basados en inteligencia artificial en pacientes sometidos a angiografía coronaria por tomografía computarizada en la mejora de la calidad de imagen y reducción de dosis radiación.

Nº	Autor	País	Año	Idioma	Objetivo	Diseño	Población	Técnica de Reconstrucción Comparativa	Modelo y fabricante del Equipo	Mejora de la Calidad de Imagen	Reducción de la Dosis	Conclusiones Principales
1	Bernard A. et al. (24)	Francia	2021	Inglés	Evaluar la calidad de imagen y la dosis de radiación en angiografía coronaria por TC (CCTA) realizada como parte de un protocolo de imagen de ictus agudo, comparando la reconstrucción por Deep Learning (AiCE) con una reconstrucción iterativa híbrida (AIDR 3D).	Observacional analítico de cohorte retrospectiva	289 pacientes	AIDR 3D y DLR AiCE	Aquilion ONE GENESIS Canon Medical Systems	Se observó una mejora significativa en SNR, CNR y calidad subjetiva de imagen tanto en la aorta como en la aurícula izquierda.	La dosis de radiación se redujo de 2.5 mSv a 1.5 mSv (40%).	El algoritmo <i>AiCE</i> mejoró significativamente la calidad de imagen y redujo la dosis de radiación, demostrando ventajas clínicas claras sobre las reconstrucciones iterativas convencionales.
2	Li W. et al. (25)	China	2022	Inglés	Evaluar la eficacia del uso combinado de bajo voltaje 70 kVp y reconstrucción <i>Deep Learning</i> de alta intensidad DLIR-H para reducir simultáneamente dosis de radiación y contraste en angiografía coronaria por TC, comparado con un protocolo convencional de 120 kVp con ASIR-V.	Ensayo clínico aleatorizado	100 pacientes	ASIR-V y DLIR-H	Revolution Apex CT GE Healthcare	DLIR-H mostró mayores SNR y CNR en arterias coronarias y mejor valoración subjetiva.	Se registro una reducción de la dosis de radiación de 1.65 mSv a 0.75 mSv (54.5%).	El protocolo de 70 kVp y DLIR-H permite obtener imágenes diagnósticas de excelente calidad y menor dosis, constituyendo una alternativa segura y eficaz para pacientes con IMC < 26 kg/m ²

3	Wang H. et al. (26)	China	2022	Inglés	Evaluar la calidad de imagen en angiografía coronaria por tomografía computarizada en pacientes obesos mediante reconstrucción de imagen por Deep Learning en comparación con reconstrucción iterativa estadística adaptativa.	Ensayo clínico aleatorizado	60 pacientes	ASiR-V y DLIR-M / DLIR-H	GE Healthcare Revolution	DLIR-H mostró menor ruido de imagen y mayor CNR que ASiR-V, mejorando significativamente la calidad subjetiva y objetiva de imagen.	La dosis efectiva promedio se redujo de 3.0 mSv a 1.8 mSv (40%).	DLIR mejoró la calidad de imagen en pacientes obesos sin aumentar la dosis de radiación; DLIR-H fue el nivel más eficaz, demostrando su aplicabilidad clínica en protocolos de baja dosis.
4	Li W. et al. (27)	China	2023	Inglés	Evaluar la factibilidad de combinar un protocolo de 80 kVp con reconstrucción Deep Learning en angiografía coronaria por TC en pacientes con sobrepeso, comparado con un protocolo estándar de 120 kVp con reconstrucción iterativa.	Ensayo clínico aleatorizado	100 pacientes	ASiR-V y DLIR-H	Revolution Apex CT GE Healthcare	Se observó mayor SNR y CNR, así como mejor puntuación subjetiva de calidad de imagen en el grupo DLIR-H comparado con ASiR-V, incluso con menor voltaje.	Se logró una reducción de la dosis de radiación de 1.85 mSv a 1.01 mSv (45%).	El protocolo de 80 kVp combinado con DLIR-H es factible para pacientes con sobrepeso, mejora la calidad de imagen y reduce de forma significativa la dosis de radiación sin comprometer la utilidad diagnóstica
5	Li W. et al. (28)	China	2024	Inglés	Validar la factibilidad de una angiografía “one-stop” coronaria y carotídeo-cerebrovascular con protocolo “doble-bajo” (baja radiación y contraste) utilizando reconstrucción con DLIR-H frente a ASiR-V 50 %.	Ensayo clínico aleatorizado	60 pacientes	ASiR-V y DLIR-H	Revolution CT GE Healthcare	Se observó una mejora significativa de la calidad objetiva y subjetiva en las arterias coronarias con mayor SNR y CNR	Se registró una reducción de la dosis de radiación de 1.03 mSv a 0.51 mSv (51%).	El protocolo “one-stop double-low” con DLIR-H es factible y mejora la calidad de imagen coronaria, permitiendo reducir de forma sustancial la radiación y el contraste sin comprometer la utilidad clínica

6	Caruso D. et al. (29)	Italia	2025	Inglés	Evaluar la factibilidad de un protocolo “doble bajo” (baja dosis de radiación y bajo volumen de contraste) en angiografía coronaria por TC utilizando reconstrucción por Deep Learning comparada con reconstrucción iterativa adaptativa (ASiR-V).	Ensayo clínico aleatorizado	255 pacientes	ASiR-V y DLIR-H	Revolution EVO CT GE Healthcare	DLIR-H mostró incremento significativo de SNR, CNR y calidad subjetiva respecto al protocolo convencional	Se redujo la dosis de radiación de 4.07 mSv a 2.36 mSv (42%)..	DLIR-H permitió un protocolo de CCTA de baja radiación y bajo contraste en pacientes no obesos, con mejor calidad de imagen y menor exposición, consolidando la viabilidad del enfoque “double-low”.
7	Pan H. et al. (30)	China	2025	Inglés	Investigar la viabilidad del uso de 80 kVp combinado con DLIR para reducir la dosis de radiación, la dosis de agente de contraste y la tasa de inyección en exámenes de CCTA de pacientes con sobrepeso.	Ensayo clínico aleatorizado	100 pacientes	ASiR-V y DLIR-H	Revolution Apex CT GE Healthcare	Se observó una mayor SNR y CNR, así como un menor ruido de fondo en el grupo que se utilizó 80 kVp con DLIR-H.	Se demostró una reducción de la dosis de radiación de 4.46 mSv a 2.85 mSv (36%).	En los exámenes de CCTA de pacientes con sobrepeso, el protocolo DLIR-H de 80 kVp redujo significativamente la dosis de radiación, la dosis de agente de contraste y la tasa de inyección, manteniendo la calidad de la imagen, en comparación con el protocolo ASIR-V50% de 100 kVp.
8	Ren Z. et al. (31)	China	2025	Inglés	Evaluar la capacidad de un protocolo con bajo voltaje 70 kVp combinado con	Ensayo clínico aleatorizado	60 pacientes	ASiR-V y DLIR-L/ DLIR-M/	Revolution Apex CT GE Healthcare	Se observó una mejora significativa de la calidad de imagen	Se redujo la dosis de radiación de 4.60 mSv a	El protocolo de 70 kVp y DLIR-H es factible para pacientes con IMC ≤ 25 kg/m ² , logrando una

					reconstrucción por Deep Learning para reducir la dosis de radiación y el volumen de contraste en pacientes delgados sometidos a angiografía coronaria por TC, comparado con el protocolo convencional de 120 kVp con reconstrucción iterativa.			DLIR-H		en los valores de SNR y CNR en el grupo con 70 kVp + DLIR-H; las imágenes presentaron menor ruido y mejor definición coronaria.	1.12 mSv (76%).	mejora significativa de la calidad de imagen con reducciones notables en radiación y contraste, destacando el nivel DLIR-H como el más efectivo.
9	Wu Z. et al. (32)	China	2025	Inglés	Evaluar la factibilidad de realizar angiografía coronaria por tomografía computarizada (CCTA) utilizando un protocolo “triple bajo”: baja tensión de tubo, baja concentración de yodo y baja dosis de radiación, manteniendo calidad diagnóstica de imagen.	Ensayo clínico aleatorizado	46 pacientes	AIDR 3D y AiCE (DLR) + CE-Boost	Canon Aquilion ONE Genesis	El uso combinado de baja tensión (80 kVp), bajo yodo (270 mgI/mL) y ASiR-V permitió mantener la calidad de imagen diagnóstica, con niveles de ruido y CNR aceptables.	Se redujo la dosis efectiva de 6.21 mSv a 2.05 mSv (67%).	El protocolo triple-bajo con ASiR-V es factible para CCTA, reduce significativamente la dosis de radiación y el uso de contraste sin comprometer la calidad de imagen.
10	Zou L. et al. (33)	China	2025	Inglés	Evaluar la capacidad del algoritmo de reconstrucción <i>super-resolution deep learning reconstruction</i> (SR-DLR) para reducir la dosis de radiación en CCTA y analizar su impacto en la calidad de imagen, cuantificación y caracterización de placa coronaria, y análisis de estenosis.	Ensayo clínico aleatorizado	50 pacientes	HIR y SR-DLR	Canon Aquilion ONE Genesis	SR-DLR mostró menor ruido, mayor SNR y CNR, y mejor nitidez de bordes que HIR, incluso con dosis ultra-baja. La calidad subjetiva fue igual o superior a la obtenida con baja dosis estándar.	Se disminuyó la dosis de radiación de 2.01 mSv a 0.80 mSv (60%).	SR-DLR permitió una reducción del 60% en la dosis de radiación manteniendo o mejorando la calidad de imagen y la precisión en la evaluación de placa y estenosis coronaria, siendo viable para la práctica clínica rutinaria.

* SNR: Signal-to-Noise Ratio; CNR: Contrast-to-Noise Ratio; DLR: Deep Learning Image Reconstruction; ASiR: Adaptive Statistical Iterative Reconstruction

Tabla 2. Características metodológicas de los estudios que evalúan algoritmos de reconstrucción de imágenes mediante inteligencia artificial en angiografía coronaria por tomografía computarizada.

Nº	Autor	País	Año	Diseño	Muestra y tipo de paciente	Modelo y Fabricante del Equipo	Técnica de Reconstrucción Comparativa	Parámetros Técnicos
1	Bernard A. et al. (24)	Francia	2021	Observacional analítico de cohorte retrospectiva	289 pacientes (IMC no reporta)	Aquilion ONE GENESIS Canon Medical Systems	Comparación entre AiCE (Deep Learning Reconstruction) y AIDR-3D (Hybrid Iterative Reconstruction); AiCE entrenado con una red neuronal convolucional para preservar bordes y reducir ruido sin suavizado artificial.	Ambos grupos emplearon 120 kVp con modulación automática de corriente (mA) para ajustar la dosis según el tamaño del paciente. El tiempo de rotación fue de 0.275s, permitiendo escanear el corazón con mínima interferencia por movimiento. Se usaron cortes de 0.5 mm de espesor con intervalo de 0.25 mm, lo que permite imágenes más detalladas. Se administró 60–70 mL de contraste a 5 mL/s, sincronizado con el ciclo cardíaco (ECG).
2	Li W. et al. (25)	China	2022	Ensayo clínico aleatorizado	100 pacientes (IMC < 25 kg/m²)	Revolution Apex CT GE Healthcare	Se comparó DLIR-H (TrueFidelity) frente a ASiR-V 60%, aplicando IA de alta intensidad para reducir ruido sin pérdida de detalle.	DLIR-H usó 70 kVp, que es una energía baja que en lugar de disminuir aumentó el contraste y redujo la dosis. Con 600–700 mA que compensaron el ruido. Rotación de 0.28s, cortes 0.625 mm e intervalo 0.625 mm. Se administraron 24–48 mL de contraste a 5 mL/s, controlado por ECG.
3	Wang H. et al. (26)	China	2022	Ensayo clínico aleatorizado	60 pacientes (IMC ≥30 kg/m²)	Revolution CT GE Healthcare	Comparó DLIR (niveles L, M, H – TrueFidelity) con ASiR-V 50%. DLIR reconstruyó con redes neuronales para mantener la textura de los tejidos.	El grupo estándar utilizó 120 kVp reconstruido con ASiR-V 50 %, mientras que el de baja dosis empleó 100 kVp con DLIR-H. Se aplicó Smart-mA (500–550 mA) para ajustar la corriente, rotación de 0.28 s y cortes de 0.625 mm. Las imágenes se adquirieron en el momento del ciclo cardíaco con menor movimiento del corazón entre el 70–80% o 35–45%, ajustando el tiempo de captura según la frecuencia cardíaca del paciente. Se administraron 60–80 mL de contraste a 4–5.5 mL/s con seguimiento de bolo y en apnea controlada.

4	Li W. et al. (27)	China	2023	Ensayo clínico aleatorizado	100 pacientes (IMC $\geq 25 < 30$ kg/m ²)	Revolution Apex CT GE Healthcare	Se comparó el DLIR-H con el ASiR-V 60% en dos grupos diferentes (dosis estándar y dosis baja).	El grupo de dosis estándar utilizó ASiR-V 60% con un voltaje de tubo de 120 kVp, un índice de ruido de 25 y una corriente de tubo entre 400 - 900 mA, y una tasa de dosis de contraste convencional de 32 mgI/kg/s. El grupo de dosis baja utilizó DLIR-H y ASiR-V 60% con un voltaje de tubo de 80 kVp, un índice de ruido de 36 y una corriente de tubo entre 500 - 1300 mA y una tasa de dosis de contraste reducida de 18 mgI/kg/s. En ambos grupos se utilizó un tiempo de inyección de 10 segundos y un caudal de inyección de 6 mL/s.
5	Li W. et al. (28)	China	2024	Ensayo clínico aleatorizado	60 pacientes. (IMC no reporta)	Revolution CT GE Healthcare	Se comparó el DLIR-H con el ASiR-V 50%, en un protocolo de baja dosis y de dosis estándar.	El grupo de dosis baja recibió 80 kVp y una dosis de contraste de 24 mgI/kg/s, con imágenes reconstruidas mediante DLIR-H. El grupo de dosis estándar recibió 100 kVp y una dosis de contraste de 32 mgI/kg/s, con imágenes reconstruidas mediante ASiR-V 50%.
6	Caruso D. et al. (29)	Italia	2025	Ensayo clínico aleatorizado	255 pacientes (IMC no reporta)	Revolution EVO CT Scanner GE Healthcare	Se comparó el DLIR-H con el ASiR-V 50% en grupos diferentes.	El estudio se realizó en 3 grupos. En el primer grupo se utilizó 100 kVp con ASiR-V 50% y un caudal de 4,5 mL/s, en el segundo grupo se utilizó 80 kVp con DLIR-H y un caudal de 3,5 mL/s, y en el tercer grupo se utilizó 80 kVp con DLIR-H y un caudal de 3 mL/s. Para todos los grupos se utilizó de 150 - 480 mAs.
7	Pan H. et al. (30)	China	2025	Ensayo clínico aleatorizado	100 pacientes (IMC $\geq 25 < 30$ kg/m ²)	Revolution Apex CT GE Healthcare	DLIR-H reconstruye mediante red neuronal profunda; ASiR-V 50 % usa modelo iterativo híbrido.	En el DLIR-H se aplicó 80 kVp, baja energía que redujo la dosis total, y 600 mA para preservar la relación señal-ruido. Se usó rotación de 0.28 s con cortes e intervalo de 0.625 mm. Se administraron 30–40 mL de contraste a 4 mL/s, sincronizado con ECG.
8	Ren Z. et al. (31)	China	2025	Ensayo clínico aleatorizado	60 pacientes (IMC < 18.5 y $\geq 18.5 - 24.9$ kg/m ²)	Revolution Apex CT GE Healthcare	DLIR-H (TrueFidelity) optimiza baja energía mediante red CNN; ASiR-V 50 % corrige ruido con iteraciones estadísticas.	El DLIR-H usó 70 kVp, energía baja que aumentó el contraste y redujo la dosis, junto con 550–700 mA para compensar el ruido. El tiempo de rotación fue de 0.28 s, con cortes e intervalo de 0.625 mm. Se administraron 30 mL de contraste a 4.5 mL/s, sincronizado con ECG.

9	Wu Z. et al. (32)	China	2025	Ensayo clínico aleatorizado	46 pacientes (IMC no reporta)	Aquilion ONE GENESIS Canon	AiCE + CE-Boost (DLIR + posprocesamiento) combina red neuronal profunda con realce virtual de contraste; AIDR-3D es reconstrucción iterativa tradicional.	En el grupo AiCE + CE-Boost se usó 80 kVp con 400 mA, energía baja y corriente moderada que redujeron la dosis. Se aplicó rotación de 0.275 s, cortes de 0.5 mm e intervalo de 0.25 mm, obteniendo alta resolución. Se administraron 20–25 mL de contraste a 3.5 mL/s, sincronizado con ECG.
10	Zou L. et al. (33)	China	2025	Ensayo clínico aleatorizado	50 pacientes (IMC no reporta)	Aquilion ONE GENESIS Canon	SR-DLR (Precise IQ Engine) aplica super-resolución con red neuronal; HIR (AIDR-3D) usa algoritmo iterativo clásico.	En el grupo SR-DLR se empleó 80–100 kVp con 400–500 mA, reduciendo la dosis mientras se mantenía una excelente definición. La rotación fue de 0.275 s, con cortes de 0.5 mm e intervalo de 0.25 mm. Se administraron 25– 30 mL de contraste a 4 mL/s, sincronizado con ECG.

Tabla 3. Evidencia reportada sobre la calidad de imagen obtenida mediante algoritmos de reconstrucción profunda basados en inteligencia artificial frente a métodos tradicionales en estudios de angiografía coronaria por tomografía computarizada.

N°	Autor	País	Año	Técnica de reconstrucción comparativa	Métricas objetivas de calidad de imagen		Evaluación subjetiva		Estructuras anatómicas evaluadas
					SNR	CNR	Ruido	Artefacto	
1	Bernard A. et al. (24)	Francia	2021	AiCE (DLIR) y AIDR-3D (HIR)	-SNR (aorta ascendente): 9.9 vs 6.5 (↑51%) -SNR (aurícula izquierda): 9.1 vs 5.9 (↑60%)	-CNR (aorta ascendente): 12.6 vs 8.4 (↑49%) -CNR (aurícula izquierda): 4.8 vs 3.0 (↑73%)	-	Las puntuaciones subjetivas fueron significativamente más altas con AiCE, con mejor definición vascular y menos artefactos en bandas en comparación con AIDR-3D. La puntuación media de calidad de imagen fue de $3,4 \pm 0,7$ con AiCE frente a $3 \pm 0,9$ con AIDR 3D	-Aorta ascendente, -Aurícula izquierda
2	Li W. et al. (25)	China	2022	ASiR-V y DLIR-H	-SNR arteria coronaria derecha (RCA): 36.34 ± 8.91 vs 23.62 ± 5.11 . (↑54%)* -SNR arteria - descendente anterior izquierda (LAD): 35.04 ± 8.41 vs 23.57 ± 4.74 . (↑49%)*	-CNR arteria coronaria derecha (RCA): 48.63 ± 10.76 vs 29.32 ± 5.52 . (↑66%)* -CNR arteria - descendente anterior izquierda (LAD): 47.33 ± 10.20 vs 29.27 ± 5.12 . (↑62%)*	Ruido: DLIR-H 12.26 ± 2.34 vs ASiR-V 18.80 ± 1.67 HU, reducción del 35 %*.	Puntaje subjetivo: 5 (RIC 4–5) vs 4 (RIC 4–5), la diferencia no alcanzó significación estadística.	-Arteria coronaria derecha -Arteria descendente anterior izquierda -Arteria circunfleja izquierda

					-SNR arteria circunfleja izquierda (LCX): 34.46 ± 7.99 vs 22.87 ± 4.75 . ($\uparrow 51\%$)*	-CNR arteria circunfleja izquierda (LCX): 46.74 ± 9.76 vs 28.58 ± 5.12 ($\uparrow 57\%$)*			
3	Wang H. et al. (26)	China	2022	ASiR-V y DLIR-M / DLIR-H	-	-CNR aorta ascendente (AO): 22.1 ± 4.9 vs 15.2 ± 3.2 . ($\uparrow 45\%$)* -CNR arteria coronaria derecha (RCA): 21.1 ± 4.8 vs 14.2 ± 3.4 . ($\uparrow 49\%$)* -CNR arteria descendente anterior izquierda (LAD): 20.9 ± 4.6 vs 14.2 ± 3.2 . ($\uparrow 47\%$)* -CNR arteria circunfleja izquierda (LCX): 21.5 ± 4.8 vs 13.6 ± 2.6 . ($\uparrow 58\%$)*	-Ruido raíz aórtica: DLIR- H 26.2 ± 5.7 vs ASiR-V 34.4 ± 6.4 HU reducción de $\downarrow 24\%$ *.	Puntuación media 4.0 ± 0.7 (DLIR-H) vs 3.8 ± 0.7 (ASiR-V 120 kVp); (buena concordancia). DLIR-H obtuvo imágenes más nítidas, con menor ruido y menos artefactos en bordes vasculares.	-Aorta ascendente -Arteria coronaria derecha -Arteria descendente anterior izquierda -Arteria circunfleja izquierda
4	Li W. et al. (27)	China	2023	ASiR-V y DLIR-H	-SNR Arteria Coronaria Derecha: 22.74 ± 5.59 vs 29.90 ± 8.44 ($\uparrow 31\%$)* -SNR Arteria Descendente Anterior Izquierda: 23.43 ± 5.67 vs	-CNR Arteria Coronaria Derecha: 28.51 ± 6.52 vs 38.44 ± 10.30 . ($\uparrow 35\%$)* -CNR Arteria Descendente Anterior Izquierda: 29.20 ± 6.60 vs	-Ruido en el grupo de dosis estándar: ASiR-V 60% $19,36 \pm 3,16$ vs DLIR-H $15,53 \pm 3,13$ HU reducción de $\downarrow 19\%$ *.	La calidad de la imagen en grupo de dosis estándar con ASiR-V 60% alcanzó una puntuación subjetiva de 4, y el grupo de baja dosis con ASiR-V 60% y DLIR- H alcanzó una puntuación subjetiva de 3 y 5 respectivamente.	-Arteria Coronaria Derecha -Arteria Circunfleja Izquierda -Arteria Descendente Anterior Izquierda

					31.33 ± 9.19 (↑34%)*	39.65 ± 11.03 (↑36%)* -CNR Arteria Circunfleja Izquierda: 27.12 ± 6.46 vs 38.33 ± 10.75 (↑41%)*			
5	Li W. et al. (28)	China	2024	ASiR-V y DLIR-H	-SNR Arteria Coronaria Derecha: 15.37 ± 2.96 vs 18.66 ± 4.31 (↑21%)* -SNR Arteria Descendente Anterior Izquierda: 15.26 ± 3.98 vs 16.26 ± 3.44 (↑7%)* -SNR Arteria Circunfleja Izquierda: 13.37 ± 2.91 vs 15.69 ± 4.95 (↑17%)*	-CNR Arteria Coronaria Derecha: 25.21 ± 8.40 vs 31.51 ± 4.93 (↑25%)* -CNR Arteria Descendente Anterior Izquierda: 25.43 ± 8.08 vs 30.49 ± 5.57 (↑20%)* -CNR Arteria Circunfleja Izquierda: 24.29 ± 6.72 vs 29.36 ± 6.31 (↑21%)*	-Ruido en el grupo de dosis estándar: ASiR-V 50% 22.86 ± 3.75 vs DLIR-H 18.93 ± 1.43 HU reducción de ↓17 % *.	La puntuación media de la calidad de imagen subjetiva fue ligeramente superior en el grupo DLIR-H en comparación con el grupo ASiR-V50% (4,38 ± 0,67 frente a 4,17 ± 0,81).	-Arteria Coronaria Derecha -Arteria Descendente Anterior Izquierda -Arteria Circunfleja Izquierda
6	Caruso D. et al. (29)	Italia	2025	ASiR-V y DLIR-H	-SNR Aorta Ascendente: 22.9 ± 9.7 vs 32.1 ± 11.6 (↑40%)* -SNR Tronco Coronario Izquierdo:	-CNR Aorta Ascendente: 20.9 ± 9.1 vs 29.4 ± 11.1 (↑41%)* -CNR Tronco Coronario Izquierdo: 19.9 ± 8.7 vs 28.1 ± 11.5 (↑41%)*	-Ruido entre el primer y segundo grupo: ASiR-V 50% 23.6 ± 6.7 vs DLIR-H 18.5 ± 5.4 HU reducción del ↓22% *	La calidad de imagen subjetiva del primer grupo logró una puntuación media de 3, mientras el segundo grupo logró alcanzar una puntuación media de 4.	-Aorta Ascendente -Tronco Coronario Izquierdo -Arteria Coronaria Derecha -Arteria

21.9 ± 9.2 vs 30.8 ± 11.9 (↑40%)*	-CNR Arteria Coronaria Derecha: 19.4 ± 9.0 vs 27.3 ± 11.6 (↑41%)*	Descendente Anterior Izquierda
-SNR Arteria Coronaria Derecha: 21.5 ± 9.6 vs 30 ± 12.1 (↑39%)*	-CNR Arteria Descendente Anterior Izquierda: 18.7 ± 8.6 vs 27.5 ± 10.6 (↑47%)*	-Arteria Circunfleja Izquierda
-SNR Arteria Descendente Anterior Izquierda: 20.8 ± 9.1 vs 30.2 ± 11.1 (↑45%)*	-CNR Arteria Circunfleja Izquierda: 18.6 ± 8.2 vs 26.7 ± 10.3 (↑43%)*	
-SNR Arteria Circunfleja Izquierda: 20.9 ± 8.7 vs 29.4 ± 10.8 (↑41%)*		

7	Pan H. et al. (30)	China	2025	DLIR-H y ASiR-V	SNR Aorta ascendente: 27.43 vs 16.20 (↑69%)*	CNR Aorta ascendente: 44.64 vs 29.70 (↑50%)*	Reducción del ruido en un 29% (15.46 vs 21.60 HU)	Imágenes del protocolo 80 kVp + DLIR-H mostraron menor ruido, bordes arteriales más nítidos, mejor definición de estructuras finas y menos artefactos. Las puntuaciones subjetivas fueron significativamente más altas en RCA, LAD y LCX. Todas las imágenes obtuvieron puntaje ≥3, cumpliendo criterios diagnósticos.	-Aorta ascendente -Arteria coronaria derecha -Arteria Descendente anterior izquierda -Arteria Circunfleja izquierda
					SNR Arteria coronaria derecha: 22.93 vs 19.50 (↑18%)*	CNR Arteria coronaria derecha: 40.85 vs 27.18 (↑49%)*			
					SNR Arteria Descendente anterior izquierda: 24.18 vs 19.81 (↑22%)*	CNR Descendente anterior izquierda: 41.19 vs 27.37 (↑50%)*			
					SNR Circunfleja	CNR Circunfleja izquierda: 40.03 vs			

izquierda: 20.30 vs 26.69 (↑50%)*
18.74 (↑8%)*

8	Ren Z. et al. (31)	China	2025	ASiR-V y DLIR-L/ DLIR-M/ DLIR-H	SNR Aorta ascendente: 18.61±4.49 vs 23.43±4.17 vs 28.67±5.33 vs 38.80±8.35 (↑25%)*L, (↑54%)*M, (↑108%)*H	CNR Aorta ascendente: 28.62±7.72 vs 37.62±8.64 vs 42.69±10.31 vs 57.59±13.32 (↑31%)*L, (↑49%)*M, (↑100%)*H	Ruido Aorta ascendente: 27.49±6.00 vs 20.52±3.01 ↓25%* reducción de ruido	AiCE produjo imágenes más nítidas, con menor ruido, textura más natural y mejor claridad de bordes vasculares. Las puntuaciones subjetivas fueron significativamente más altas con AiCE, especialmente en definición de arterias coronarias y reducción de artefactos.	-Aorta ascendente -Tronco coronario izquierdo -Arteria descendente anterior izquierda -Arteria circunfleja izquierda -Arteria coronaria derecha
					SNR tronco coronario izquierdo: 19.80±6.53 vs 30.74±8.67 vs 34.17±10.21 vs 43.17±13.67 (↑55%)*L, (↑72%)*M, (↑118%)*H	CNR tronco coronario izquierdo: 27.81±7.74 vs 35.13±7.58 vs 39.88±9.14 vs 53.75±11.78 (↑26%)*L, (↑43%)*M, (↑93%)*H	Ruido tronco coronario izquierdo: 25.83±6.99 vs 17.62±3.96 ↓32%* reducción de ruido		
					SNR arteria descendente anterior izquierda: 18.76±3.32 vs 29.26±8.37 vs 32.46±9.43 vs 41.05±10.78 (↑56%)*L, (↑73%)*M, (↑119%)*H	CNR arteria descendente anterior izquierda: 27.27±7.88 vs 34.32±7.12 vs 38.85±8.36 vs 52.32±10.56 (↑26%)*L, (↑42%)*M, (↑92%)*H	Ruido arteria descendente anterior izquierda: 24.97±3.64 vs 17.71±3.51 ↓29%* reducción de ruido		
					SNR Arteria circunfleja	CNR Arteria circunfleja izquierda: 26.87±7.95 vs	Ruido arteria circunfleja izquierda: 23.39±5.69 vs 17.35±2.99 ↓26%* reducción de		

izquierda :	33.98±7.24 vs	ruido
20.25±5.15 vs	38.67±8.72 vs	
29.95±7.07 vs	52.20±11.19.	Ruido arteria
34.48±8.67 vs	(↑27%)*L,	coronaria
41.24±8.64	(↑44%)*M,	derecha:
(↑47%)*L,	(↑94%)*H	23.55±6.42 vs
(↑70%)*M,		16.95±3.36
(↑104%)*H	CNR Arteria	↓28%*
	coronaria derecha:	reducción de
	26.14±8.57 vs	ruido
SNR Arteria	34.23±7.67 vs	
coronaria derecha :	38.93±9.41 vs	
19.64±4.94 vs	52.56±12.32	
33.09±10.11 vs	(↑31%)*L,	
36.73±10.71 vs	(↑49%)*M,	
43.31±12.98	(↑101%)*H	
(↑68%)*L,		
(↑87%)*M,		
(↑120%)*H		

9	Wu Z. et al. (32)	China	2025	AIDR 3D y AiCE (DLR) + CE- Boost	SNR Tronco coronario izquierdo: 13.98 ± 5.30 vs 10.25 ± 3.63 (↑36%)* SNR Arteria descendente anterior izquierda: 12.85 ± 6.28 vs 8.27 ± 2.74 (↑55%)* SNR Arteria circunfleja izquierda: 12.91 ± 8.03 vs 7.51 ± 3.21 (↑72%)*	CNR Tronco coronario izquierdo: 14.66 ± 4.61 vs 7.27 ± 2.72 (↑102%) CNR Arteria descendente anterior izquierda: 13.16 ± 5.08 vs 6.30 ± 2.60 (↑109%)* CNR Arteria circunfleja izquierda: 13.57 ± 4.42 vs 6.11 ± 2.11 (↑122%)* CNR Arteria coronaria derecha proximal: 15.06 ±	Ruido Tronco coronario izquierdo: 23.71 vs 24.45 ↓3%* Reducción de ruido Ruido Arteria descendente anterior izquierda: 23.46 vs 26.43 ↓11%* reducción de ruido Ruido Arteria circunfleja	AiCE generó imágenes más limpias, con mucho menor ruido y textura más natural. La definición de arterias coronarias y cámaras cardíacas fue significativamente superior. Se observaron menos artefactos, mejor visualización de los contornos vasculares y puntuaciones subjetivas más altas respecto a HIR/FBP.	-Tronco coronario izquierdo -Arteria descendente anterior izquierda -Arteria circunfleja izquierda -Arteria coronaria derecha proximal -Arteria coronaria derecha medio -Arteria coronaria derecha distal
---	----------------------	-------	------	---	--	--	---	---	---

SNR Arteria coronaria derecha proximal: 12.00 ± 4.37 vs 8.83 ± 2.98 ($\uparrow 36\%$)*	5.38 vs 7.29 ± 2.95 ($\uparrow 107\%$)*	izquierda: 28.66 vs 27.05 $\uparrow 6\%$ * Aumenta el ruido
SNR Arteria coronaria derecha medio: 14.64 ± 8.94 vs 8.60 ± 3.15 ($\uparrow 70\%$)*	CNR Arteria coronaria derecha medio: 14.34 ± 5.48 vs 7.29 ± 2.61 ($\uparrow 97\%$)*	Ruido Arteria coronaria derecha proximal: 26.97 vs 29.54 $\downarrow 9\%$ * reducción de ruido
SNR Arteria coronaria derecha distal: 11.96 ± 3.49 vs 9.24 ± 3.22 ($\uparrow 29\%$)*	CNR Arteria coronaria derecha distal: 12.39 ± 4.81 vs 6.95 ± 3.45 ($\uparrow 78\%$)*	Ruido Arteria coronaria derecha medio: 27.80 vs 26.89 $\downarrow 3\%$ * reducción de ruido
		Ruido Arteria coronaria derecha distal: 22.77 vs 23.36 $\downarrow 2\%$ * reducción de ruido

10	Zou L. et al. (33)	China	2025	HIR y SR-DLR	SNR Aorta ascendente: 12.44 vs 22.05 ($\uparrow 77\%$)*	CNR Aorta ascendente: 17.44 vs 26.19 ($\uparrow 50\%$)	Ruido Aorta ascendente: 34.10 vs 19.31 $\downarrow 43\%$ * reducción de ruido	La calidad de imagen subjetiva fue calificada como significativamente mejor con SR-DLR que con ambas técnicas HIR (LD y ULD).	-Aorta ascendente -Tronco Coronario Izquierdo -Arteria Descendente anterior izquierda
					SNR Tronco Coronario Izquierdo: 19.32 vs 23.63 ($\uparrow 22\%$)*	CNR Tronco Coronario Izquierdo 18.76 vs 22.63 ($\uparrow 21\%$)*			
						CNR Descendente anterior izquierda: 20.05 vs 23.57 ($\uparrow 18\%$)*	Ruido Tronco Coronario		

SNR Descendente anterior izquierda: 17.06 vs 19.60 (↑15%)*	CNR Circunfleja izquierda: 21.16 vs 24.24 (↑15%)*	Izquierdo 24.68 vs 20.11 ↓19%* reducción de ruido	-Arteria Circunfleja izquierda
SNR Circunfleja izquierda :19.65 vs 22.22 (↑13%)*	CNR Arteria coronaria derecha: 18.37 vs 22.61 (↑23%)*	Ruido Descendente anterior izquierda: 26.01 vs 21.94 ↓16%* reducción de ruido	-Arteria coronaria derecha
SNR Arteria coronaria derecha: 18.11 vs 24.58 (↑36%)*		Ruido Circunfleja izquierda: 24.77 vs 24.12 ↓3%* reducción de ruido	
		Ruido Arteria coronaria derecha: 24.32 vs 18.87 ↓22%* reducción de ruido	

* El cálculo del porcentaje (%) fue realizado según la fórmula de aumento porcentual.

Tabla 4. Evidencia reportada sobre la reducción de dosis de radiación en estudios que aplican algoritmos de reconstrucción profunda frente a técnicas convencionales en angiografía coronaria por tomografía computarizada

Nº	Autor	País	Año	Técnica de Reconstrucción Comparativa	Población	Modelo y Fabricante del Equipo	Porcentaje de Reducción de Dosis	Indicadores de Dosis		
								CTDIvol	DLP	Dosis Efectiva
1	Bernard A. et al. (24)	Francia	2021	AIDR 3D y DLR AiCE	289 pacientes	Aquilion ONE GENESIS Canon Medical Systems	Reducción del 40 % en dosis total gracias al uso de DLR AiCE en combinación con tensión reducida de 100 kVp y reconstrucción profunda basada en aprendizaje. El algoritmo permitió disminuir el ruido manteniendo la calidad de imagen, posibilitando el uso de parámetros de baja energía sin incremento de mA.	CTDIvol: 6.9 ± 3.2 mGy vs 11.5 ± 2.2 mGy Reducción del $\downarrow 40$ %	DLP: 106.4 ± 50.0 mGy·cm vs 176.1 ± 37.1 mGy·cm Reducción del $\downarrow 40$ %	Dosis efectiva: 1.5 ± 0.7 mSv vs 2.5 ± 0.5 mSv $\downarrow 40$ %
2	Li W. et al. (25)	China	2022	ASIR-V y DLIR-H	100 pacientes	Revolution Apex – GE Healthcare	Reducción del 54.5 % en dosis de radiación y 50.6 % en dosis de contraste usando 70 kVp y DLIR-H, la menor energía aumentó la atenuación del yodo sin necesidad de duplicar mA.	CTDIvol: 3.68 ± 0.65 mGy vs 7.62 ± 3.05 mGy Reducción del $\downarrow 52$ %*	DLP: 53.44 ± 10.3 mGy·cm vs 117.66 ± 47.2 Reducción del $\downarrow 55$ %*	Dosis efectiva: 0.75 ± 0.14 mSv vs 1.65 ± 0.66 mSv $\downarrow 54.5$ %*

3	Wang H. et al. (26)	China	2022	ASiR-V y DLIR-M (100 kvp) / DLIR-H (120 kvp)	60 pacientes	Revolution CT – GE Healthcare	Reducción del 45–50 % en la dosis efectiva total con el protocolo de bajo kVp (100kVp) con DLIR. Se logró disminuir la energía del tubo sin incrementar el mA, aplicando Smart-mA (500–550 mA).	CTDIvol: 4.9 ± 0.3 mGy vs 8.3 ± 0.5 mGy Reducción del $\downarrow 41$ %*.	DLP: 69.4 ± 4.7 mGy·cm vs 117.2 ± 7.0 mGy·cm Reducción del $\downarrow 41$ %*.	Dosis efectiva tórax adulto promedio (ICRP 103) (k=0.014): 1.0 ± 0.1 mSv (vs 1.6 ± 0.1 mSv) $\downarrow 37.5$ %*. Dosis efectiva, utilizado en estudios de pacientes obesos (k=0.026): 1.8 ± 0.1 mSv (vs 3.0 ± 0.2 mSv) $\downarrow 40$ %*.
4	Li W. et al. (27)	China	2023	ASiR-V y DLIR-H	100 pacientes	Revolution Apex CT GE Healthcare	El grupo de baja dosis con DLIR-H mostró una reducción del 45,2% de la dosis de radiación, en comparación con el grupo de dosis estándar con ASiR-V 60%.	CTDIvol: 4.98 ± 2.18 mGy vs 9.09 ± 1.93 mGy Reducción del $\downarrow 45$ %*	DLP: 71.42 ± 32.46 mGy·cm vs 131.97 ± 28.53 mGy·cm Reducción del $\downarrow 46$ %*	Dosis Efectiva: 1.85 ± 0.40 mSv vs 1.01 ± 0.45 mSv Reducción del $\downarrow 45$ %*

5	Li W. et al. (28)	China	2024	ASiR-V y DLIR-H	60 pacientes	Revolution CT GE Healthcare	Al utilizar el DLIR-H se alcanzó una reducción de la dosis de radiación del 48% frente al ASiR-V 50%.	CTDIvol: 2.49 ± 0.39 mGy vs 4.88 ± 1.75 mGy Reducción del $\downarrow 49\%$ *	DLP: 36.27 ± 6.05 mGy·cm vs 73.25 ± 29.2 mGy·cm Reducción del $\downarrow 50\%$ *	Dosis Efectiva: 1.03 ± 0.41 mSv vs 0.51 ± 0.08 mSv Reducción del $\downarrow 51\%$ *
6	Caruso D. et al. (29)	Italia	2025	ASiR-V y DLIR-H	255 pacientes	Revolution EVO CT Scanner GE Healthcare	En el grupo B y C, donde se utilizó el DLIR-H se alcanzó una reducción del 42% y del 41,2% respectivamente, en comparación con el grupo A donde se utilizó ASiR-V 50%.	-	DLP: 168.9 ± 63.2 mGy·cm vs 170.49 ± 40.1 mGy·cm vs 290.9 ± 84.8 mGy·cm Reducción del grupo B $\downarrow 42\%$ y del grupo C $\downarrow 41\%$ *	Dosis Efectiva: 2.36 ± 0.9 mSv vs 2.39 ± 0.6 mSv vs 4.07 ± 1.2 mSv Reducción del grupo B $\downarrow 42\%$ y del grupo C $\downarrow 41\%$ *
7	Pan H. et al. (30)	China	2025	DLIR-H y ASiR-V	100 pacientes	Revolution Apex CT GE Healthcare	El protocolo de 80 kVp combinado con DLIR-H permitió una reducción significativa del 36% en la dosis de radiación, en comparación con el protocolo de 100 kVp con ASiR-V 50%.	-	DLP: 203.86 ± 33.10 mGy·cm vs 318.62 ± 49.34 mGy·cm Reducción del $\downarrow 36\%$ *	Dosis Efectiva: 2.85 ± 0.46 mSv vs 4.46 ± 0.69 mSv Reducción del $\downarrow 36\%$ *

8	Ren Z. et al. (31)	China	2025	ASiR-V y DLIR-L/ DLIR-M/ DLIR-H	60 pacientes	Revolution Apex CT GE Healthcare	El protocolo de 70 kV permitió una reducción drástica de aproximadamente el 76% en todos los parámetros de dosis.	CTDIvol: 23.29±4.97 mGy vs 5.59±1.77 mGy Reducción del ↓76 %*.	DLP: 328.96±70.49 mGy·cm vs 80.43±25.92 mGy·cm Reducción del ↓76 %*.	Dosis Efectiva: 4.60±0.98 mSv vs 1.12±0.36 mSv Reducción del ↓76 %*.
9	Wu Z. et al. (32)	China	2025	AIDR 3D y AiCE (DLR) + CE-Boost	46 pacientes	Aquilion ONE GENESIS Canon	El protocolo triple-bajo permitió una reducción drástica de más del 50% en todos los parámetros de dosis.	CTDIvol: 31.79 mGy vs 14.91 mGy Reducción del ↓53 %*.	DLP: 443.70 mGy·cm vs 149.40 mGy·cm Reducción del ↓66 %*.	Dosis Efectiva: 6.21 mSv vs 2.05 mSv Reducción del ↓67 %*.
10	Zou L. et al. (33)	China	2025	HIR y SR-DLR	50 pacientes	Aquilion ONE GENESIS Canon	El protocolo de dosis ultra baja (ULD) combinado con la reconstrucción SR-DLR permitió una reducción significativa de aproximadamente el 60% en todos los parámetros de dosis.	CTDIvol: 4.92 ± 2.01 mGy vs 1.97 ± 0.80 mGy Reducción del ↓60 %*.	DLP: 77.17 ± 32.30 mGy·cm vs 30.87 ± 12.92 mGy·cm Reducción del ↓60 %*.	Dosis Efectiva: 2.01 ± 0.84 mSv vs 0.80 ± 0.34 mSv Reducción del ↓60 %*.

* El cálculo del porcentaje (%) fue realizado por los investigadores.

GRÁFICOS

Gráfico 1.

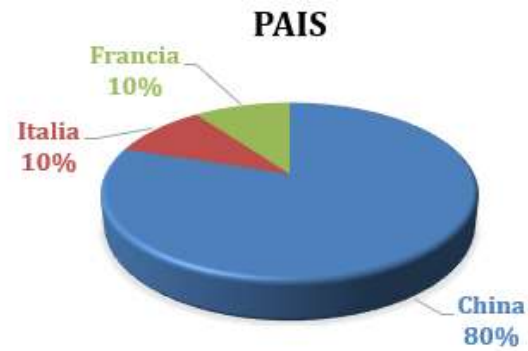


Gráfico 2.



Gráfico 3.
FABRICANTE DEL EQUIPO

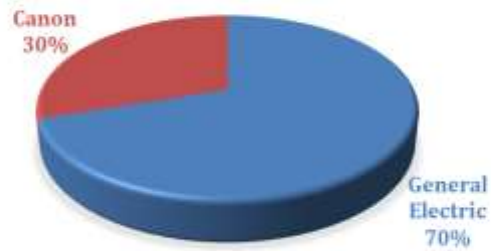
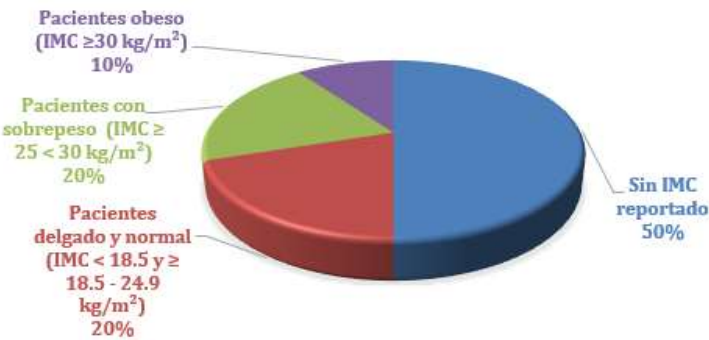
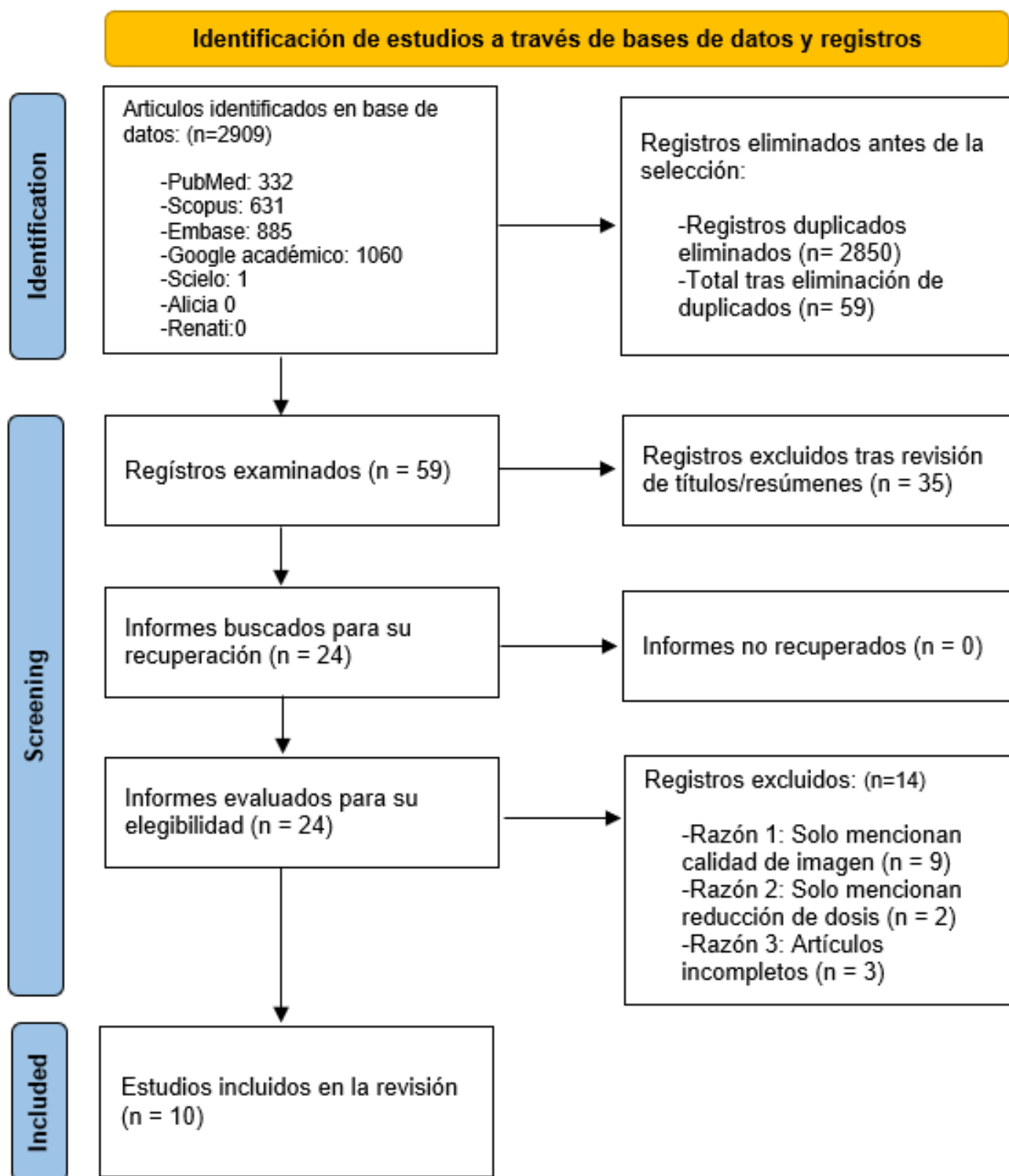


Gráfico 4
TIPO DE PACIENTE



ANEXOS

Anexo N°1: PRISMA-ScR



Anexo N°2. PCC: POBLACIÓN-CONCEPTO-CONTEXTO

¿Qué evidencia científica existe sobre la utilidad de algoritmos de reconstrucción de imágenes basados en inteligencia artificial en pacientes sometidos a angiografía coronaria por tomografía computarizada, en relación con la calidad de imagen y la reducción de la dosis de radiación?

Población, Concepto y Contexto

PCC	
Población	Pacientes adultos sometidos a angiografía coronaria por tomografía computarizada.
Concepto	Utilidad de la inteligencia artificial en la reconstrucción de imágenes en la mejora de la calidad imagen y reducción de la dosis de radiación.
Contexto	Estudios realizados en centros hospitalarios especializados y universitarios.

Fuente: Elaboración propia de los investigadores.

Anexo N°3: Cuadro de Operacionalización de Variables

Variables	Definición conceptual de la variable	Definición operacional de variable	Indicador	Tipo de variable	Escala de medición
TIPO DE PACIENTE	Clasificación de las personas que reciben atención médica según características clínicas o condiciones relevantes para el procedimiento diagnóstico.	Agrupación de los pacientes incluidos en los estudios de angio-TC coronaria según su estado clínico reportado	-Paciente obeso (IMC ≥ 30 kg/m ²) -Paciente con sobrepeso (IMC $\geq 25 < 30$ kg/m ²) -Paciente normal y delgado (IMC < 18.5 y $\geq 18.5 - 24.9$ kg/m ²)	Cualitativa	Ordinal
GRUPO ETARIO	Clasificación de los individuos en intervalos de edad previamente establecidos, con el propósito de facilitar el análisis y la estratificación de la población en estudio.	Agrupación según la edad reportada de los pacientes, en los estudios seleccionados.	-Paciente adulto (Edad > 18 años)	Cualitativa	Ordinal
ALGORITMO DE RECONSTRUCCION TRADICIONAL	Método convencional utilizado para convertir los datos crudos adquiridos por el tomógrafo en una imagen, basándose en modelos físicos y operaciones matemáticas previamente establecidas.	Se identifica el algoritmo de reconstrucción tradicional utilizado, tal como se registra en los estudios seleccionados.	-AIDR 3D -ASiR-V -HIR	Cualitativa	Nominal
FABRICANTE DEL EQUIPO	Identificación técnica y comercial que distingue un equipo médico según	Se registra tal como se reporta en los estudios incluidos, especificando	-GE Healthcare -Canon	Cualitativa	Nominal

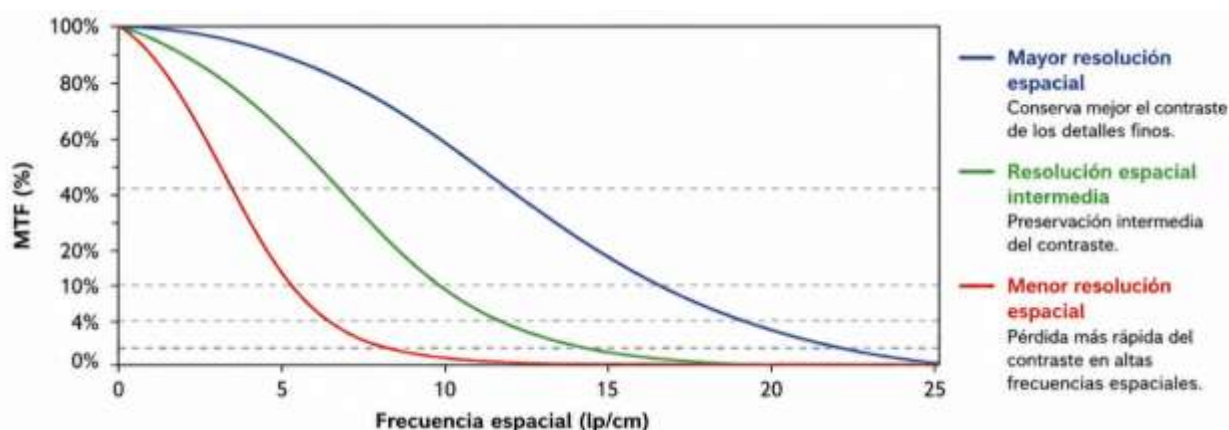
	el fabricante y la versión de diseño	marca y modelo del equipo utilizado.			
ALGORITMO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA RECONSTRUCCION DE IMAGEN	Conjunto de algoritmos computacionales capaces de simular procesos inteligentes, aplicados específicamente en la etapa de reconstrucción de imágenes médicas.	Se identifica el uso de algoritmos de IA en la reconstrucción de imágenes en angio-TC coronaria, tal como se reporta en los artículos seleccionados.	-DLIR-L -DLIR-M -DLIR-H -DLR AiCE -SR-DLR	Cualitativa	Nominal
CALIDAD DE IMAGEN	Capacidad de la imagen médica para representar con claridad las estructuras anatómicas, permitiendo una correcta interpretación diagnóstica.	Se evalúa mediante métricas objetivas: SNR, CNR y escalas visuales subjetivas usadas en los estudios.	-Relación Señal-ruido (SNR): $SNR = \frac{\mu_{ROI}}{\sigma_{ROI}}$ -Relación contraste-ruido (CNR): $CNR = \frac{ \mu_1 - \mu_2 }{\sigma}$	Cuantitativa	Razón
REDUCCION DE DOSIS	Disminución de la cantidad de radiación administrada al paciente, sin comprometer la calidad diagnóstica de la imagen.	Se reporta como reducción porcentual del CTDIvol, DLP o dosis efectiva en comparación con protocolos sin IA.	-CTDIvol (mGy) - DLP (mGy·cm) - Dosis efectiva (mSv)	Cuantitativa	Intervalo Intervalo Razón

Anexo N°4. Estrategias de Búsqueda

Fecha de búsqueda: 6/10/2025, Rango de fecha de búsqueda: Desde 2020 hasta 6/10/2025

Fuente de búsqueda	Términos
Pubmed	(((((Coronary Angiography[MeSH Terms]) OR (Computed Tomography Angiography[MeSH Terms])) OR (CT Angiography[Title/Abstract])) OR (CCTA[Title/Abstract])) AND (((((Deep Learning[MeSH Terms]) OR (Algorithms[MeSH Terms])) OR (Image reconstruction[Title/Abstract])) OR (Iterative reconstruction[Title/Abstract])) OR (deep learning[Title/Abstract]))) AND (((((image quality[Title/Abstract]) OR (Radiation dose[Title/Abstract])) OR (Radiation Dosage[MeSH Terms])) OR (Radiation Exposure[MeSH Terms])) OR (contrast doses[Title/Abstract]))
Embase	(coronary angiography/ OR computed tomographic angiography/) AND (deep learning/ OR algorithm/ OR image reconstruction/ OR iterative reconstruction/) AND (image quality/ OR radiation dose/ OR Radiation Dosage.mp. OR radiation exposure/ OR contrast doses.mp.)
Scopus	("computed tomography angiography" OR "CCTA") AND ("deep learning" OR "image reconstruction" OR "iterative reconstruction") AND ("image quality" OR "radiation dose" OR "radiation dosage" OR "radiation exposure" OR "contrast dose")
Google Académico	("coronary angiography" OR "computed tomography angiography") AND ("Deep Learning") AND ("Iterative reconstruction") AND ("image reconstruction") AND ("Radiation dose" OR "image quality")
Scielo	(computed tomography angiography") AND ("Deep Learning") AND ("Iterative reconstruction") AND ("image reconstruction")

Anexo N°5. Representación conceptual de la Función de Transferencia de Modulación (MTF)



Fuente: La imagen es elaboración propia de los investigadores.

Ejemplo ilustrativo de la Función de Transferencia de Modulación (MTF), la cual describe el porcentaje de contraste que un sistema de imagen es capaz de conservar al representar estructuras con diferentes frecuencias espaciales. Una MTF más elevada indica una mayor capacidad para mantener el contraste de detalles finos a frecuencias espaciales altas, lo que se traduce en una mejor resolución espacial y mayor nitidez de la imagen.

En la presente revisión de alcance, los algoritmos de reconstrucción basados en inteligencia artificial demostraron mejoras en la calidad de imagen mediante la reducción del ruido, el incremento de la relación señal-ruido (SNR) y de la relación contraste-ruido (CNR), así como una mejor delimitación visual de las estructuras coronarias. Estos hallazgos evidencian una mejora en la definición de los bordes vasculares y en la percepción de la nitidez de la imagen, aspectos relacionados con la resolución espacial. Sin embargo, la MTF no fue evaluada como una variable de estudio en los artículos incluidos, por lo que la presente figura se incorpora con fines ilustrativos para facilitar la comprensión de este parámetro físico y su relación con la calidad de imagen en tomografía computarizada.

Nota. La figura presenta un ejemplo ilustrativo de la Función de Transferencia de Modulación (MTF) basado en el concepto de resolución espacial aplicado a tomografía computarizada. Se incluye con fines didácticos para facilitar la comprensión de la relación entre la conservación del contraste, la resolución espacial y la nitidez de la imagen.