

**Impacto clínico de la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) en la optimización y calidad
de las imágenes por resonancia magnética: una revisión documental**

Jesús Porras Barrionuevo

Laura Juliana Forero

Leidy Katherine Galvis

Leidy Paola Rueda

Tatiana Alexandra Borrás

Asesor

Vanessa Catherine Perea

Universidad Nacional Abierta y a Distancia UNAD

Escuela de Ciencias En Salud ECISA

Tecnología en Radiología e imágenes Diagnósticas

2025

Dedicatoria

Este proyecto está dedicado, en primer lugar, a nuestras familias, quienes con su comprensión, paciencia, palabras de ánimo y confianza en nuestras capacidades hicieron posible la culminación de este camino. Su apoyo se convirtió en la fuerza que nos permitió avanzar con determinación y mantener viva la motivación.

Asimismo, dedicamos este logro a cada integrante del equipo de trabajo : Jesús Porras Barrionuevo, Laura Juliana Forero, Leidy Katherine Galvis, Leidy Paola Rueda y Tatiana Alexandra Borrás, por su entrega, perseverancia y compromiso constante. Cada uno aportó su talento, ideas y tiempo, demostrando que el esfuerzo colectivo es más poderoso que la suma de las individualidades.

Este proyecto refleja nuestro trabajo académico y nuestra capacidad de colaboración, nuestra unión como equipo y de convicción de que el conocimiento puede transformar el mundo.

Agradecimientos

Queremos agradecer a quienes nos acompañaron y apoyaron a lo largo de este trabajo.

En primer lugar, a nuestros tutores, Edna Rocío y especialmente a la tutora Vanessa, por su guía, paciencia y apoyo constante en cada etapa del proceso. Sus aportes fueron clave para que este proyecto tomara forma y se desarrollara con claridad.

A nuestras familias, gracias por estar siempre ahí, por su apoyo incondicional, por entendernos y por animarnos incluso en los momentos más complicados.

También queremos agradecer a la UNAD, por brindarnos las herramientas necesarias y un espacio de formación que impulsa el pensamiento crítico, el trabajo colaborativo y el crecimiento personal.

Y, por supuesto, gracias a cada integrante del grupo. Este trabajo fue posible gracias al compromiso, la responsabilidad y el esfuerzo de todos. Nos organizamos bien, para aprender juntos y trabajar en equipo. Este proyecto refleja lo aprendido sobre inteligencia artificial en radiología, pero sobre todo lo que logramos como equipo al unir fuerzas.

Resumen

El desarrollo y la integración de algoritmos de inteligencia artificial (IA), especialmente los basados en redes neuronales profundas, han transformado el diagnóstico por imágenes en la resonancia magnética (RM) y la tomografía computarizada (TC). Estos algoritmos permiten una mejora significativa en la calidad de imagen mediante la corrección automática de artefactos, la optimización de la resolución espacial y la reducción de los tiempos de escaneo, lo cual favorece la eficiencia clínica, la precisión diagnóstica y la experiencia del paciente. No obstante, la adopción clínica de estas tecnologías enfrenta desafíos relevantes, como la falta de estandarización, la necesidad de validación rigurosa en contextos reales, la presencia de sesgos en los conjuntos de datos de entrenamiento y la limitada comprensión de los modelos por parte del personal médico. Ante estas limitaciones, la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) emerge como un componente crucial para garantizar la transparencia, trazabilidad y confianza en la toma de decisiones automatizadas, particularmente en entornos hospitalarios con recursos limitados o alta carga asistencial.

El presente estudio, sustentado en una revisión sistemática de literatura reciente, entre los años 2010 y 2025, analiza el impacto clínico y ético de los algoritmos de IA aplicados a imágenes médicas. Se abordan los beneficios técnicos como la segmentación anatómica precisa y la reducción de variabilidad interobservador y los retos de interpretación clínica, integración operativa y responsabilidad médica. Asimismo, se propone fortalecer la colaboración entre ingeniería, radiología y bioética como condición indispensable para una adopción segura, efectiva y humanizada de la IA en el ámbito diagnóstico.

Palabras clave: Inteligencia Artificial Explicable (XAI), Aprendizaje Profundo, Corrección De Artefactos, Validación Clínica, Transparencia Algorítmica, Diagnóstico Por Imágenes.

Abstract

The development and integration of artificial intelligence (AI) algorithms, particularly those based on deep neural networks, have significantly transformed diagnostic imaging in magnetic resonance imaging (MRI) and computed tomography (CT). These algorithms enable substantial improvements in image quality through automatic artifact correction, spatial resolution enhancement, and reduced scanning times, thereby promoting clinical efficiency, diagnostic accuracy, and patient experience.

However, the clinical adoption of these technologies faces notable challenges, such as the lack of standardization, the need for rigorous validation in real-world settings, the presence of biases in training datasets, and limited understanding of these models by healthcare professionals. In response to these limitations, Explainable Artificial Intelligence (XAI) has emerged as a crucial component to ensure transparency, traceability, and trust in automated decision-making particularly in hospital environments with limited resources or high clinical workload.

This study, based on a systematic review of recent literature from 2010 to 2025, analyzes the clinical and ethical impact of AI algorithms applied to medical imaging. It addresses technical benefits such as precise anatomical segmentation and reduced inter-observer variability, as well as challenges related to clinical interpretability, operational integration, and medical accountability. The study also proposes strengthening collaboration among engineering, radiology, and bioethics as an essential condition for the safe, effective, and human-centered adoption of AI in diagnostic practice.

Keywords: Explainable Artificial Intelligence (XAI); Deep Learning; Artifact Correction; Clinical Validation; Algorithmic Transparency; Medical Imaging Diagnosis.

Tabla de Contenido

Introducción	10
Planteamiento del Problema.....	16
Justificación.....	18
Objetivos	23
Objetivo General.....	23
Objetivos Específicos.....	23
Marco Conceptual	24
Inteligencia Artificial.....	24
Optimización de Algoritmos.....	24
Calidad de Imagen Radiológica	24
Explicabilidad	25
Transparencia.....	25
Marco Teórico.....	26
Transformación Digital e IA en Radiología.....	26
Inteligencia Artificial Explicable (XAI)	26
Aplicaciones Clínicas Específicas de XAI.....	30
Inteligencia Artificial Explicable (XAI) en Imágenes por Resonancia Magnética y Otras Modalidades: Hacia una Adopción Clínica Segura y Transparente	31
Transformación del Diagnóstico y Flujo de Trabajo en Radiología mediante Inteligencia Artificial: Impacto Clínico.....	35
Avances Recientes de Aplicación	38
Desafíos y Limitaciones de la XAI en la Práctica Radiológica	39

Limitada Implementación	39
Calidad de las Explicaciones Generadas	40
Falta de Validación Clínica Real.....	40
Shortcut Learning y Atención a Regiones Irrelevantes.....	41
Falta de Estandarización en Métodos Explicativos.....	42
Explicaciones Superficiales o Engañosas	42
Brecha entre Desarrolladores y Clínicos.....	43
Perspectiva Ética, Regulatoria y de Seguridad	43
Vacíos de Conocimiento y Desafíos Actuales	44
Brechas ente Desarrolladores y Clínicos.....	44
Falta de Estandarización.....	44
Explicaciones Inadecuadas.....	45
Débil Validación Práctica	45
Aplicaciones Prácticas	45
Tendencias Futuras	46
Dimensión Ética, Profesional y Regulatoria en la Implementación de la IA médica	47
Rol del Profesional de la Salud	47
Ética en el Uso de la IA Médica	47
Normatividad y Regulación	48
Marco Metodológico	51
Tipo de Investigación.....	51
Proceso de Selección de Estudios	52
Criterios de Inclusión y Exlcusión.....	52

Justificación de Criteros de Exclusión	53
Diseño de la Investigación	53
Enfoque Metodológico.....	54
Fases de la Investigación.....	55
Limitaciones del Proceso Metodológico.....	55
Resultado del Análisis Documental	57
Discusión Crítica.....	77
Impacto Técnico y Clínico de la IA en radiología	77
Limitaciones Metodológicas y Desafíos de Implementación	78
Transparencia Algorítmica.....	79
Sesgo de Datos Clínicos.....	79
Beneficios para la Práctica Profesional y Paciente	80
Interpretabilidad en la toma de Decisiones	81
Responsabilidad Legal del Diagnóstico Asistido por IA.....	82
Consideraciones Éticas y Regulatorias	85
Conclusiones	86
Reflexión Final.....	90
Recomendaciones.....	92
Referencias Bibliográficas	93

Lista de Tablas

Tabla 1 <i>Selección De Estudios</i>	52
Tabla 2 <i>Matriz Metodológica</i>	54
Tabla 3 <i>Fases de la Investigación</i>	55
Tabla 4 <i>Aplicaciones de IA en la Mejora de la Calidad de Imagen por Resonancia Magnética</i> .59	59
Tabla 5 <i>Efectividad de los Modelos de Segmentación Automática y su Impacto en la Práctica Radiológica</i>	62
Tabla 6 <i>Impacto Clínico y Ético de La IA en la Resonancia Magnética Oncológica</i>	66
Tabla 7 <i>Requisitos De Validación y Generalización de los Modelos de IA En Diagnóstico por Imágenes</i>	69
Tabla 8 <i>Aplicaciones Clínicas de la IA en la Reducción de Dosis Y Optimización De Imágenes De Baja Radiación</i>	72
Tabla 9 <i>Matriz De Análisis De Literatura Sobre IA Y XAI En Resonancia Magnética</i>	74

Introducción

Durante los últimos diez años, el ámbito del diagnóstico por imágenes ha experimentado una evolución notable gracias al impulso constante de nuevas tecnologías basadas en inteligencia artificial (IA). Este progreso, especialmente en técnicas avanzadas como el aprendizaje profundo y las redes neuronales convolucionales, ha permitido desarrollar modelos computacionales con una capacidad excepcional para interpretar, procesar y optimizar imágenes médicas.

Estos avances no solo representan un salto tecnológico, sino que también han redefinido las posibilidades diagnósticas en modalidades ampliamente utilizadas como la resonancia magnética (RM) y la tomografía computarizada (TC).

En este periodo, la incorporación de algoritmos inteligentes ha permitido mejorar de manera sustancial el rendimiento de los sistemas de imagen, logrando procesos más eficientes y resultados visuales de mayor calidad. Dichos modelos han demostrado ser capaces de ajustar automáticamente los parámetros de adquisición, detectar y corregir artefactos que comprometen la claridad diagnóstica y aumentar la resolución espacial, lo que se traduce en imágenes más nítidas, precisas y confiables. Esta transformación ha repercutido directamente en el trabajo clínico, facilitando diagnósticos más certeros, acortando los tiempos de evaluación y optimizando la experiencia del paciente dentro del entorno hospitalario.

A pesar de los avances significativos alcanzados en la optimización algorítmica de imágenes, persisten importantes brechas que dificultan la adopción clínica de estas tecnologías. Muchos estudios se centran únicamente en métricas computacionales o evaluaciones en entornos controlados, sin considerar la complejidad del contexto hospitalario, donde intervienen la variabilidad del paciente, la diversidad de equipos, la sobrecarga de trabajo y la necesidad de diagnósticos consistentes.

Otro de los desafíos más relevantes en la adopción clínica de la inteligencia artificial es la limitada disponibilidad de bases de datos amplias, abiertas y adecuadamente etiquetadas que permitan entrenar modelos verdaderamente robustos y representativos de la diversidad de casos que se presentan en la práctica médica. Muchas instituciones trabajan con conjuntos de datos reducidos, incompletos o poco heterogéneos, lo que dificulta la creación de algoritmos capaces de generalizar correctamente a distintos tipos de pacientes, patologías, equipos y condiciones de adquisición.

A esta problemática se suma la ausencia de procedimientos estandarizados tanto para la adquisición de imágenes como para la validación de los modelos, lo cual genera una notable variabilidad entre estudios y dificulta la comparación objetiva de resultados entre diferentes centros o fabricantes. Como consecuencia, el potencial transformador de la IA queda parcialmente desaprovechado, especialmente en hospitales donde la precisión diagnóstica y la confianza profesional son elementos esenciales para garantizar la seguridad del paciente.

Frente al desafío de interpretar modelos complejos que funcionan como “cajas negras”, la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) emerge como un elemento esencial para garantizar transparencia, trazabilidad y confianza en los sistemas automatizados. La XAI permite que tanto radiólogos como personal clínico comprendan el razonamiento detrás de las predicciones algorítmicas, identifiquen posibles sesgos, evalúen riesgos y validen la pertinencia de las decisiones asistidas por IA.

Su importancia es mayor en entornos vulnerables, con recursos limitados o alta demanda asistencial, donde los errores diagnósticos pueden generar consecuencias graves. Incorporar mecanismos explicables no solo facilita la aceptación profesional, sino que fortalece la ética

clínica, al brindar herramientas que permiten justificar decisiones, garantizar la seguridad del paciente y mantener la responsabilidad médica en el uso de tecnología avanzada.

En este contexto, los modelos de Inteligencia Artificial Explicable (XAI) no solo cumplen una función técnica, sino también ética y formativa. Al ofrecer explicaciones claras sobre cómo y por qué se produce un determinado resultado, estos sistemas facilitan la comprensión por parte del personal médico, fomentan la confianza profesional y permiten una supervisión más efectiva de los procesos automatizados. La posibilidad de interpretar y justificar cada decisión basada en IA fortalece el principio de responsabilidad médica, al asegurar que las recomendaciones generadas por los algoritmos puedan ser evaluadas críticamente y contrastadas con el criterio clínico. En conjunto, estos elementos consolidan una práctica más transparente, responsable y alineada con los valores éticos que deben regir la atención en salud, especialmente en contextos donde cada decisión diagnóstica tiene un impacto profundo en la vida y bienestar de las personas.

La integración de IA y XAI en la resonancia magnética tiene implicaciones profundas en el flujo de trabajo radiológico. Estas tecnologías no solo introducen herramientas más rápidas y precisas, sino que modifican la manera en que los profesionales interactúan con los datos diagnósticos y gestionan los exámenes de rutina. La automatización de funciones tradicionalmente realizadas de forma manual, como la reconstrucción avanzada de imágenes, la segmentación precisa de estructuras anatómicas, la detección temprana de artefactos y la priorización automatizada de estudios según criterios clínicos, tiene el potencial de disminuir de forma significativa la variabilidad interobservador. Esto contribuye a generar diagnósticos más consistentes entre distintos radiólogos y reduce la probabilidad de errores derivados de la subjetividad o de la sobrecarga laboral.

Además, la presencia de IA dentro del protocolo de RM aporta mejoras sustanciales en la eficiencia operativa. Por ejemplo, los algoritmos capaces de optimizar en tiempo real los parámetros de adquisición permiten acortar los tiempos de escaneo y mejorar la calidad de las imágenes sin comprometer la seguridad del paciente. Del mismo modo, la reorganización inteligente de los procesos, basada en sistemas que analizan patrones de uso, demanda y complejidad de los estudios, facilita una gestión más eficiente de los recursos y aumenta la productividad del servicio. Esto resulta especialmente valioso en instituciones con alta demanda, donde reducir tiempos y agilizar flujos puede traducirse en una atención más rápida y mayores capacidades diagnósticas.

No obstante, para alcanzar estos beneficios es imprescindible contar con condiciones adecuadas de infraestructura tecnológica, interoperabilidad entre los sistemas de imagenología y las plataformas de IA, así como una capacitación constante del personal que operará estas herramientas. La implementación de modelos avanzados también requiere una validación clínica continua que asegure su seguridad, consistencia y capacidad de adaptación a diversos escenarios y poblaciones. Sin la evaluación permanente de estos factores, las soluciones basadas en IA podrían presentar limitaciones o generar resultados inconsistentes que comprometan la calidad diagnóstica. Comprender estas condiciones es esencial para evaluar el impacto clínico real de la IA y la XAI, más allá de su eficiencia matemática o del rendimiento algorítmico en entornos controlados. Solo mediante una integración cuidadosa, contextualizada y supervisada es posible diseñar modelos que se ajusten adecuadamente a las dinámicas reales del flujo de trabajo radiológico, que respeten las necesidades de los profesionales y que contribuyan efectivamente a mejorar la calidad del diagnóstico y la seguridad del paciente.

En este escenario, se vuelve imprescindible llevar a cabo una revisión documental exhaustiva y metodológicamente rigurosa que permita evaluar de manera integral el papel de la inteligencia artificial en el ámbito de la resonancia magnética, considerando no solo los avances técnicos reportados en la literatura, sino también sus repercusiones clínicas, éticas, regulatorias y operativas. La acelerada producción científica sobre algoritmos de aprendizaje profundo ha generado un panorama amplio y en constante evolución, donde abundan estudios enfocados en mejoras computacionales, pero escasean investigaciones que analicen con profundidad cómo estas innovaciones influyen realmente en la práctica médica cotidiana. Una revisión integral permite identificar patrones, comparar enfoques, analizar limitaciones recurrentes y comprender los desafíos que deben superarse para garantizar la adopción segura y efectiva de estas tecnologías en entornos hospitalarios reales.

Si bien la evidencia disponible confirma avances significativos, como incrementos medibles en la resolución espacial, disminución notable de artefactos, aceleración en la reconstrucción de imágenes y una mayor eficiencia en los procesos computacionales, estos logros técnicos no necesariamente se traducen de forma directa en beneficios clínicos verificables. Persisten vacíos importantes relacionados con la documentación de resultados clínicos tangibles, tales como mejoras en la precisión diagnóstica, cambios en la conducta terapéutica, impacto en el pronóstico del paciente o reducción efectiva de la variabilidad interobservador. En muchos casos, los algoritmos se evalúan únicamente en bancos de datos controlados o en condiciones ideales, lo que limita la comprensión de su desempeño real en contextos clínicos diversos, caracterizados por variabilidad fisiológica, diferencias tecnológicas entre equipos, condiciones de ruido, tiempos restringidos y heterogeneidad poblacional.

Evaluar la incorporación de modelos explicables (XAI) permite abordar estos desafíos desde una perspectiva integral, identificando barreras, riesgos y oportunidades para una adopción segura, transparente y centrada en el paciente. Con base en estos elementos, el presente estudio busca aportar una comprensión crítica y multidisciplinaria sobre el verdadero impacto de la IA en imagenología y su potencial para transformar de manera ética y efectiva el diagnóstico clínico.

En síntesis, ampliar el análisis más allá de las métricas técnicas es fundamental para comprender el verdadero impacto clínico de la IA en resonancia magnética y para diseñar estrategias que permitan su integración segura, transparente y centrada en el paciente. Solo mediante una revisión documental profunda, crítica y multidisciplinaria es posible identificar con precisión los alcances reales, las limitaciones actuales y las oportunidades emergentes que definirán el futuro del diagnóstico por imágenes asistido por algoritmos inteligentes.

Planteamiento del Problema

En los últimos años, la innovación tecnológica basada en IA ha mostrado un enorme potencial para transformar el campo del diagnóstico por imágenes médicas, especialmente en modalidades como la tomografía computarizada y la resonancia magnética. No obstante, a pesar del avance en algoritmos de aprendizaje profundo, su uso para la optimización de imágenes aún no se ha implementado en todos los ámbitos clínicos.

Esta situación se ve desmejorada por la ausencia de protocolos estandarizados que garanticen la calidad de las imágenes, la falta de acceso a bases de datos abiertas y etiquetadas para entrenar modelos robustos, así como la persistencia de tecnologías obsoletas que limitan el procesamiento avanzado de imágenes.

La incorporación de algoritmos de IA en el procesamiento de imágenes por resonancia magnética ha demostrado avances significativos en la mejora de la calidad de imagen, reducción de artefactos y disminución de tiempos de escaneo. Sin embargo, el valor real de estas tecnologías radica en su impacto clínico, más allá de sus capacidades técnicas. En particular, existe una necesidad crítica de evaluar cómo estas herramientas influyen directamente en la práctica médica diaria, especialmente en la capacidad diagnóstica de los radiólogos, la consistencia de los informes médicos y la toma de decisiones clínicas.

Pese al aumento de estudios centrados en el desarrollo tecnológico, son escasos los que profundizan en la validación clínica rigurosa, es decir, en la manera en que estas herramientas afectan la precisión diagnóstica, reducen la variabilidad entre profesionales y mejoran los desenlaces clínicos de los pacientes. Esta brecha limita la adopción confiable de sistemas de IA en entornos clínicos reales y genera escepticismo entre los profesionales de la salud, quienes

requieren evidencias tangibles de beneficios prácticos para confiar plenamente en estas tecnologías.

Con el análisis del impacto clínico, los retos de implementación que rodean la IA en la radiología, con aspectos humanos, técnicos y regulatorios, surge la pregunta problema: ¿De qué manera la integración de la inteligencia artificial (IA) transforma el diagnóstico por imágenes y optimiza el flujo de trabajo en radiología, y cuáles son los desafíos clínicos, éticos y operativos que deben superarse para garantizar su adopción efectiva y segura en la práctica médica?

Justificación

El uso de redes neuronales profundas para la detección y corrección automática de artefactos en imágenes médicas (TC y RM) representa una innovación crucial para mejorar la calidad diagnóstica.

La literatura reciente coincide en resaltar que la inteligencia artificial (IA) está transformando el campo de la imagenología médica, particularmente en resonancia magnética (RM), a través de mejoras en la calidad de imagen, eficiencia operativa y potencial diagnóstico. Sin embargo, el grado de validación clínica, la generalización de los modelos y el impacto real en la toma de decisiones médicas continúan siendo objeto de debate.

Narváez et al., (2024) aportan evidencia sobre el uso de IA para el control de calidad de imágenes y la detección de artefactos, lo cual representa una innovación relevante al reducir la dependencia de inspección visual humana. No obstante, este enfoque, centrado en tareas técnicas específicas, debe ser contrastado con estudios que abordan implicaciones más amplias.

En esta misma línea, exploran beneficios complementarios: Bolívar et al., (2025) destacan la mejora en la resolución espacial y eliminación de artefactos mediante algoritmos de aprendizaje profundo, mientras que Foti y Longo (2024) se enfocan en la optimización de parámetros de adquisición, reduciendo el tiempo de escaneo y mejorando la experiencia del paciente. Ambos estudios son consistentes en identificar mejoras técnicas sustanciales, pero ninguno proporciona una correlación directa entre estas mejoras y resultados clínicos mensurables, como tasas de diagnóstico correcto o impacto en pronósticos.

De acuerdo con esto, Open MedScience (2024) subraya cómo estas tecnologías están transformando la práctica de la resonancia magnética al permitir imágenes más nítidas, rápidas y accesibles, lo cual sugiere una mejora en el potencial diagnóstico de enfermedades complejas. Asimismo, Rodrigues et al., (2023) presentan un estudio comparativo de modelos de segmentación automática para RM prostática, mostrando resultados prometedores en cuanto a precisión y rendimiento en la identificación de estructuras clave, lo cual podría facilitar la detección precoz de lesiones tumorales o anomalías anatómicas, lo que representa un paso hacia la especialización y validación clínica en contextos específicos. Sin embargo, aunque estos trabajos ilustran avances prometedores, su aplicabilidad general sigue siendo limitada sin estudios clínicos controlados que confirmen mejoras tangibles en el desempeño diagnóstico.

Sin embargo, a pesar de estas innovaciones técnicas, existe una brecha notable en la validación clínica de estos avances, son escasos los estudios que demuestran con evidencia cuantificable que estas mejoras en la calidad de imagen y segmentación automática son beneficios clínicos directos, como un aumento en la capacidad de los radiólogos para detectar y caracterizar tumores de manera más precisa, o una reducción significativa en la variabilidad diagnóstica entre profesionales. Esto último es relevante, ya que la interpretación de imágenes médicas, como las de resonancia magnética, puede variar considerablemente según el nivel de experiencia del radiólogo o el contexto clínico.

Asimismo, Wu et al., (2025) son un avance importante en la literatura al centrarse no solo en las capacidades técnicas de la inteligencia artificial (IA), sino también en su impacto clínico real, evaluando tanto sus beneficios como sus limitaciones prácticas. Wu et al. ofrecen una revisión crítica sobre el uso de IA en la resonancia magnética aplicada al cáncer, señalando que, si bien los algoritmos pueden mejorar la calidad de imagen y acelerar los tiempos de

análisis, aún existen limitaciones significativas en cuanto a la estandarización, presencia de sesgos en los datos de entrenamiento y validación insuficiente en poblaciones clínicas diversas. Además, destacan la necesidad de incorporar estos sistemas dentro de marcos regulatorios y éticos sólidos, y recalcan que el uso de IA en oncología debe complementarse con la interpretación experta del radiólogo, no reemplazarla.

Tanto Mastrodicasa et al., (2025) como Zhang et al., (2025) abordan la implementación de la inteligencia artificial (IA) en el diagnóstico por imágenes desde una perspectiva clínica, pero lo hacen con énfasis en aspectos distintos y complementarios. Esta diferencia en el enfoque permite establecer un diálogo crítico entre ambas posturas, revelando no solo avances, sino también brechas que deben ser atendidas para una adopción segura y efectiva de la IA en medicina.

Por su parte, Mastrodicasa et al. (2025), subrayan la importancia de una validación multicéntrica e integral de los modelos de IA antes de su implementación clínica. A través de una declaración conjunta respaldada por sociedades científicas como ESCR, EuSoMII y RSNA, advierten que la mera automatización de procesos y reducción de errores no garantiza la utilidad clínica si los algoritmos no han sido previamente probados en contextos diversos. Este argumento señala una de las limitaciones más críticas de la IA en imágenes médicas: la falta de generalización de los modelos cuando se trasladan de entornos de desarrollo controlados a la práctica real. Así, se destaca la necesidad de estandarización de protocolos, inclusión de poblaciones heterogéneas en el entrenamiento y validación, y una evaluación constante del desempeño algorítmico en condiciones clínicas cambiantes.

De forma similar, Zhang et al., (2025) complementan esta visión al ofrecer evidencia cuantificable sobre cómo la IA puede impactar directamente en la toma de decisiones clínicas y la seguridad del paciente, especialmente en tomografía computarizada (TC).

A diferencia del enfoque más estructural e institucional de Mastrodicasa et al., Zhang et al., se centran en resultados específicos, como la reducción de la dosis de radiación sin pérdida de calidad diagnóstica, lo que tiene una implicancia directa para poblaciones vulnerables como pacientes pediátricos y oncológicos. Este enfoque aplicado refuerza el argumento de que los beneficios de la IA no deben medirse solo en eficiencia operativa, sino en su repercusión clínica real, especialmente en la minimización de riesgos y la mejora del pronóstico. Entonces, ambos estudios concuerdan en la idea de que la IA no puede ser incorporada sin una evaluación crítica de sus implicancias clínicas y éticas, Esta complementariedad sugiere que una adopción responsable de la IA en imágenes médicas requiere tanto de un marco regulatorio sólido y adaptable como de evidencia empírica específica que valide el impacto positivo en los pacientes.

Complementariamente, David et al., (2025) analizan los avances de la IA en la imagenología de baja dosis, destacando cómo permiten mantener la calidad de imagen incluso con menor exposición radiológica, lo que no solo mejora la seguridad del paciente, sino que también reduce la necesidad de estudios repetidos debido a imágenes subóptimas, aumentando así la eficiencia diagnóstica, resaltando que los beneficios no son solo técnicos, sino que impactan en los tratamientos y en la confianza clínica en los resultados obtenidos.

Por tanto, esta investigación pretende compilar, analizar y contrastar evidencias científicas actuales que validen clínicamente el uso de IA en RM, enfocándose en tres aspectos clave: mejora de la precisión diagnóstica mediante la reducción de artefactos y aumento de la resolución. Reducción de la variabilidad interprofesional, promoviendo decisiones clínicas más

consistentes e impacto directo en la atención del paciente, desde diagnósticos más tempranos y hasta la disminución de exploraciones repetidas. En definitiva, el estudio busca demostrar que la IA es viable y que contribuye al acto médico y al bienestar del paciente, lo cual es fundamental para una adopción ética y efectiva de estas tecnologías en la práctica clínica moderna.

Objetivos

Objetivo General

Analizar el impacto clínico, técnico y ético de los algoritmos de inteligencia artificial, incluyendo modelos explicables y redes neuronales profundas, en la optimización de imágenes por resonancia magnética, considerando su contribución a la mejora de la calidad diagnóstica, la reducción de variabilidad entre profesionales y la eficiencia del flujo de trabajo radiológico.

Objetivos Específicos

Reconocer los avances tecnológicos en inteligencia artificial aplicada a la resonancia magnética, con énfasis en la detección y corrección automática de artefactos, la mejora de la resolución de imagen y la segmentación anatómica.

Evaluar el impacto de la IA en la práctica diagnóstica, especialmente en la reducción de la variabilidad interobservador y en la toma de decisiones clínicas más consistentes y confiables.

Comparar las implicaciones clínicas, éticas y operativas de la implementación de modelos de inteligencia artificial explicable (XAI) en entornos radiológicos, identificando barreras y oportunidades que influyen en su adopción de manera segura, transparente y centrada en el paciente.

Marco Conceptual

Inteligencia Artificial

La inteligencia artificial (IA), en el contexto de la radiología médica, puede definirse como un conjunto de tecnologías computacionales, principalmente modelos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo, diseñadas para procesar, interpretar y extraer patrones significativos a partir de grandes volúmenes de datos médicos, especialmente imágenes (Obuchowicz et al., 2025).

Optimización de Algoritmos

La optimización de algoritmos en el ámbito de la inteligencia artificial médica se refiere al proceso de mejorar el rendimiento, la precisión y la eficiencia de los modelos computacionales aplicados al análisis de imágenes como la resonancia magnética (RM) o la tomografía computarizada (TC). Esta optimización incluye el ajuste de parámetros técnicos, la mejora en la calidad de salida del modelo y la reducción de errores diagnósticos mediante entrenamientos más robustos, conjuntos de datos mejor curados y técnicas explicativas que aumenten su trazabilidad (Bolívar et al., 2025).

Calidad de Imagen Radiológica

se refiere al grado en que una imagen médica obtenida mediante técnicas como la resonancia magnética (RM), la tomografía computarizada (TC) o la radiografía permite una visualización clara, precisa y útil de las estructuras anatómicas o patológicas de interés para el diagnóstico clínico. Esta calidad depende de múltiples factores, incluyendo la resolución espacial, el contraste, la ausencia de artefactos y el nivel de ruido, así como de parámetros técnicos adecuados durante la adquisición de la imagen (Foti y Longo, 2024).

Explicabilidad

Se refiere a la capacidad de un modelo de inteligencia artificial (IA) para ofrecer una comprensión clara y comprensible de sus decisiones o predicciones al usuario clínico. En otras palabras, implica que el sistema pueda justificar por qué llegó a un determinado diagnóstico o conclusión, facilitando que los profesionales de la salud evalúen la validez de la salida generada por el algoritmo (Hakizimana y Ledezma, 2025).

Transparencia

Es la propiedad del modelo que permite conocer cómo funciona internamente, es decir, su arquitectura, sus parámetros clave y la lógica que sigue durante el procesamiento de los datos. Esta característica es fundamental para garantizar la trazabilidad, audibilidad y seguridad del sistema (Obuchowicz et al., 2024).

Marco Teórico

Transformación Digital e IA en Radiología

La inteligencia artificial (IA) está redefiniendo el diagnóstico por imágenes al implementar algoritmos capaces de detectar patrones clínicamente significativos que muchas veces escapan al ojo humano. Esta capacidad permite identificar tempranamente enfermedades como el cáncer o las patologías neurológicas, incrementando la precisión diagnóstica y posibilitando tratamientos más personalizados (Obuchowicz et al., 2025). A su vez, esta tecnología optimiza los flujos de trabajo radiológicos, reduce los errores diagnósticos y mejora la experiencia del paciente. Sin embargo, este valor clínico está condicionado por la calidad de los datos con que se entrenan los modelos, así como por su capacidad de generalizar en contextos reales.

Modalidades como la tomografía computarizada (TC) y la resonancia magnética (RM) se han beneficiado significativamente, al automatizar tareas repetitivas como la segmentación de órganos o la detección de lesiones (Real Academia Nacional de Medicina de España, 2025). No obstante, estos avances exigen que los profesionales de la salud adopten un rol activo como, lo que requiere modelos explicables y éticamente integrados en la práctica clínica.

Inteligencia Artificial Explicable (XAI)

La XAI surge como una respuesta a la necesidad de que los algoritmos médicos sean comprensibles, auditables y confiables. A diferencia de los modelos de caja negra, XAI permite al profesional clínico conocer cómo y por qué se ha generado una determinada predicción diagnóstica (Hakizimana y Ledezma (2025).

La Inteligencia Artificial Explicable emerge como respuesta ante el uso creciente de algoritmos de inteligencia artificial en el diagnóstico por imagen. En el ámbito de la resonancia

magnética (RM), la IA ha demostrado capacidades avanzadas para detectar patrones complejos, reducir artefactos y optimizar los flujos de trabajo. No obstante, el principal reto para su adopción clínica no es solo técnico, sino también ético: los profesionales deben comprender cómo y por qué los modelos llegan a determinadas conclusiones.

Estudios recientes coinciden en que uno de los elementos clave para la adopción efectiva de la inteligencia artificial (IA) en diagnóstico por imágenes es la confianza clínica, particularmente por parte de los radiólogos, quienes deben interpretar, validar y actuar con base en los resultados generados por sistemas automatizados. Sin embargo, las razones que refuerzan o debilitan esa confianza varían según el enfoque del estudio y el contexto en que se desarrolla.

Por un lado, Shimron y Perlman (2023) presentan evidencia del valor técnico y práctico de los mapas de atención integrados en sistemas de IA, que permiten visualizar qué zonas de una imagen influyeron más en la predicción del algoritmo. Esta visualización no solo apoya la validación clínica, sino que ofrece una forma de explicabilidad visual concreta, algo que facilita el entendimiento y la aceptación por parte del profesional.

En línea con este planteamiento, Shier y Kwan (2022) destacan la opacidad de los modelos tipo caja negra como uno de los mayores obstáculos para su implementación segura en medicina. En contraste con los mapas de atención descritos por Shimron y Perlman, estos autores enfatizan que la ausencia de trazabilidad y justificación en la toma de decisiones algorítmicas puede socavar la autonomía profesional y generar resistencia, incluso cuando los modelos tienen alto rendimiento técnico.

Por otro lado, Singh et al., (2024) añade una capa de complejidad práctica: en el contexto de imágenes oncológicas pediátricas, la explicabilidad de la IA (XAI) no solo mejora la comprensión del modelo, sino que potencia la colaboración entre radiólogos e inteligencia

artificial, facilitando decisiones clínicas más seguras en poblaciones altamente vulnerables. Esta dimensión colaborativa no es tratada en profundidad por Shimron y Perlman ni por Shier y Kwan, pero se vuelve central cuando se analizan entornos clínicos con alta carga emocional y decisiones críticas.

Desde una perspectiva geográfica y de equidad, Cedeño et al., (2025) introducen un argumento poco abordado en la literatura del norte global: en contextos latinoamericanos con limitada disponibilidad de especialistas, la transparencia de los sistemas de IA es fundamental, no solo para el radiólogo, sino también para otros profesionales de salud que deben interpretar los resultados. Este enfoque refuerza la necesidad de adaptar los modelos no solo tecnológicamente, sino cultural y operativamente a contextos con menor infraestructura o experiencia clínica especializada.

Además, Mora (2025) sintetiza el consenso entre estos trabajos al argumentar que la confianza en los sistemas de IA depende de su capacidad de justificar decisiones, adaptarse al entorno clínico y ofrecer evidencia interpretativa. Este punto funciona como articulador de las distintas posturas: la explicabilidad no es solo una cualidad técnica deseable, sino un requisito ético y operativo para la integración clínica.

Entonces, los avances en explicabilidad técnica deben ir acompañados de una crítica profunda a los riesgos de opacidad y una atención contextualizada a las necesidades clínicas reales. En resumen, no basta con desarrollar algoritmos más potentes: para que sean clínicamente útiles, deben ser comprensibles, adaptables y confiables en una variedad de entornos médicos, desde hospitales altamente especializados hasta centros con recursos limitados, pues la adopción de la IA no se define únicamente por métricas de precisión, sino por su capacidad de integrarse

respetuosamente en el juicio clínico humano, con transparencia, sensibilidad ética y adaptabilidad a los desafíos reales de cada contexto médico.

La adopción de sistemas de inteligencia artificial (IA) en la imagenología médica, especialmente en resonancia magnética (RM), ha avanzado notablemente en los últimos años. Sin embargo, uno de los mayores retos para su implementación clínica efectiva no es únicamente técnico, sino epistemológico y ético: los profesionales deben entender cómo y por qué el algoritmo toma determinadas decisiones diagnósticas. Esta necesidad ha dado origen a un subcampo clave: la Inteligencia Artificial Explicable, XAI.

Estudios recientes, como el de Shimron y Perlman (2023), abordan la incorporación de mapas de atención y técnicas de visualización interpretables dentro de flujos de trabajo automatizados por IA. Su trabajo demuestra que, al integrar XAI en modelos aplicados a RM, se facilita que el radiólogo visualice las regiones específicas que el algoritmo considera más relevantes para un posible diagnóstico, lo cual aumenta la confianza en el sistema y reduce el riesgo de errores clínicos graves. En contextos como la detección de tumores cerebrales o lesiones isquémicas, esta capacidad explicativa permite validar si el enfoque del algoritmo coincide con el razonamiento clínico del especialista.

Asimismo, Shier y Kwan (2022) hacen énfasis en que la falta de transparencia es una de las principales barreras para la adopción de IA en entornos clínicos. Los modelos de caja negra, que generan predicciones sin exponer su lógica interna, son especialmente problemáticos en medicina, donde las decisiones tienen consecuencias directas sobre la vida y la salud del paciente. En este sentido, XAI se presenta como una herramienta crucial para aumentar la confianza, garantizar la trazabilidad diagnóstica y respaldar la responsabilidad médica.

Aplicaciones Clínicas Específicas de XAI

Desde el punto de vista práctico, los sistemas XAI ya han empezado a demostrar beneficios clínicos en escenarios sensibles. Singh et al., (2024) muestran cómo, en imágenes pediátricas oncológicas, los modelos explicables permiten un análisis más claro y colaborativo entre IA y radiólogos, lo que contribuye a una mayor precisión diagnóstica con un menor margen de error en pacientes vulnerables. No obstante, estos resultados no pueden llevarse fácilmente a otros escenarios donde los volúmenes de datos o la variabilidad clínica son mayores. En imágenes pediátricas, los casos suelen ser revisados por equipos multidisciplinarios, lo que podría amplificar artificialmente el valor percibido de la XAI.

Pierre et al., (2023) como Liu et al., (2023) abordan el impacto de los modelos explicables (XAI) desde ángulos complementarios, aunque con implicaciones distintas en la práctica clínica. Mientras Pierre et al., se enfocan en los beneficios operativos y sistémicos de la explicabilidad, Liu et al., subrayan su valor en contextos clínicos específicos y decisiones terapéuticas complejas.

Por un lado, Pierre et al., (2023) identifican que la incorporación de sistemas interpretables no solo mejora la calidad de la imagen diagnóstica, sino que también optimiza el flujo completo de trabajo clínico, desde la adquisición hasta la entrega de resultados, donde la explicabilidad es un instrumento de gestión, ya que ayuda a detectar errores repetitivos, cuellos de botella o decisiones automatizadas que no agregan valor clínico. La capacidad de implementar herramientas explicables depende de la infraestructura hospitalaria, la interoperabilidad de los sistemas y la capacitación del personal. Así, los beneficios operativos pueden terminar reforzando desigualdades entre centros de salud con capacidades técnicas muy dispares.

En cambio, Liu et al., (2023) aportan evidencia desde el campo oncológico, específicamente en el uso de imágenes de TC y RM para el manejo del cáncer de mama. Ellos argumentan que los modelos explicables permiten a los clínicos comprender el razonamiento detrás de una predicción de metástasis, lo cual fortalece el trabajo multidisciplinario y posibilita intervenciones más oportunas y personalizadas, en un contexto clínico de alta complejidad, donde las decisiones deben ser justificadas y discutidas entre múltiples especialistas. Los autores también hacen una crítica sobre la efectividad de la explicabilidad está condicionada por su legibilidad para el usuario clínico. Muchos mecanismos, como los saliency maps o mapas de calor, aunque útiles para desarrolladores, no son intuitivos para radiólogos o médicos, quienes pueden requerir explicaciones más alineadas con su lógica diagnóstica, es decir, que no basta con que el modelo sea explicable en términos técnicos; debe ser comprensible, relevante y accionable para el profesional de salud. Asimismo, Pierre et al., advierte que si la XAI no se adapta a las capacidades reales de los usuarios y a los recursos institucionales, su promesa de valor puede volverse puramente conceptual. Ambos estudios coinciden en que la explicabilidad es más que un valor agregado: es un elemento central para la adopción efectiva y ética de la IA en la medicina. No obstante, esta explicabilidad debe ser funcional y contextualizada. Si no se adapta a las capacidades cognitivas del personal ni a la realidad operativa clínica, puede convertirse en un obstáculo más que en una solución.

Inteligencia Artificial Explicable (XAI) en Imágenes por Resonancia Magnética y Otras Modalidades: Hacia una Adopción Clínica Segura y Transparente

Los avances tecnológicos han permitido que la IA mejore sustancialmente la calidad de las imágenes de RM, optimizando la adquisición y reduciendo tiempos de escaneo. Algunos autores señalan cómo el avance de la IA en la resonancia magnética (RM) ha permitido grandes

mejoras en la resolución de imagen, la reducción de artefactos y la aceleración del tiempo de escaneo.

Como señalan Bolívar et al., (2025) los algoritmos de aprendizaje profundo pueden optimizar el procesamiento de imágenes de RM al eliminar distorsiones, resaltar estructuras anatómicas complejas y reducir la necesidad de repeticiones de estudio, lo que se traduce en mayor eficiencia diagnóstica y confort para el paciente, estos avances técnicos es clave para aumentar la calidad y precisión del diagnóstico por imagen. Del mismo modo, Foti y Longo (2024) exploran cómo la IA no solo mejora la calidad de imagen, sino que también permite una optimización en los parámetros técnicos de adquisición, reduciendo el tiempo de escaneo sin comprometer la calidad diagnóstica, lo que tiene un impacto directo en la eficiencia operativa del servicio radiológico, mejorando la experiencia del paciente y aumentando la productividad del equipo clínico.

Los dos autores se complementan y muestran cómo la IA puede mejorar la calidad del diagnóstico y la eficiencia del proceso clínico. Sin embargo, también evidencian que la incorporación de estos sistemas no es uniforme ni trivial: mientras los avances en postprocesamiento pueden ser implementados con relativa independencia del equipamiento, los sistemas que intervienen en la adquisición requieren una mayor sincronización tecnológica y formación del personal. Estos hallazgos refuerzan la idea de que la IA es un conjunto de herramientas con aplicaciones diferenciadas que deben evaluarse dentro de marcos clínicos y éticos sólidos, que prioricen la calidad diagnóstica, la experiencia del paciente y la sostenibilidad operativa.

Sin embargo, para que estos beneficios sean clínicamente aceptados, la IA debe ser explicable y trazable. En este sentido, la XAI actúa como un puente entre la lógica algorítmica y el razonamiento médico, haciendo comprensibles las decisiones del sistema.

A este respecto, Dost y Malika (2024) resaltan el uso de XAI en imagen médica, subrayando cómo herramientas como los mapas de atención, los gradientes de clase y las regiones destacadas o Grad-CAM, permiten a los radiólogos observar qué partes de una imagen han influido más en la predicción del algoritmo, lo que acorta la distancia entre el razonamiento clínico humano y la lógica computacional, permitiendo una buena colaboración entre radiólogo y sistema.

No obstante, Aguirre et al., (s.f.) señalan que, aunque la IA ha transformado el análisis de las imágenes médicas, la adopción en ambientes clínicos reales depende de la confianza del especialista en el modelo, lo que se logra con precisión técnica y con transparencia, es decir, que los médicos necesitan entender cómo funciona el algoritmo y por qué ofrece un determinado resultado. En ese sentido, la XAI es clave para facilitar esa comprensión y garantizar la seguridad del paciente.

Asimismo, Obuchowicz et al., (2024), señalan la necesidad de integrar la IA de manera ética y contextualizada en la práctica clínica, aunque estos modelos tienen un alto potencial para mejorar la segmentación, la detección y la predicción en imagenología médica, la implementación efectiva exige que los sistemas sean auditables, trazables y que ofrezcan explicaciones comprensibles para el personal clínico, es decir, que los sistemas deben ser auditables, contextualizados y comprensibles para poder ser incorporados éticamente en la práctica clínica.

No obstante, estos beneficios técnicos deben ser acompañados por un componente crítico para su aceptación clínica generalizada: la transparencia en la toma de decisiones algorítmicas, es decir, la explicabilidad. En este contexto, la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) emerge como un enfoque indispensable que permite interpretar, visualizar y validar las decisiones tomadas por los modelos de IA en el análisis de imágenes médicas.

Otro ejemplo del impacto práctico de la XAI es el trabajo de Huang et al., (2023), que demuestra cómo el uso de técnicas de IA explicable en angiografía computarizada (CTA) para pacientes con accidente cerebrovascular isquémico agudo permite evaluaciones automáticas de alta precisión, mientras que los mapas de calor integrados en el modelo ayudan al radiólogo a identificar las áreas que justifican la decisión del sistema, aumentando la confianza diagnóstica y disminuyendo la probabilidad de errores.

También, Hepseeba y Barkana (2023) destacan la importancia de combinar el conocimiento experto humano con el aprendizaje profundo en imágenes de histopatología. Cuando los resultados del algoritmo pueden ser interpretados visualmente y validados por especialistas, se genera un entorno de trabajo colaborativo que potencia la precisión diagnóstica sin desplazar al profesional.

En conjunto, estos estudios muestran que la IA aplicada a imágenes médicas tiene un alto potencial técnico, pero que su adopción clínica depende fundamentalmente de la confianza, comprensión y aceptación por parte del profesional de la salud, asimismo, la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) proporciona el puente necesario entre la potencia de los modelos computacionales y la necesidad clínica de transparencia, trazabilidad y seguridad.

La Inteligencia Artificial Explicable (XAI) ha cobrado relevancia en el campo de la radiología como una herramienta fundamental para aumentar la confianza y comprensión de las

decisiones automatizadas por modelos de IA en imágenes médicas. Si bien estas herramientas poseen un alto potencial para mejorar la transparencia y seguridad en el diagnóstico por imagen, persisten brechas significativas en su eficacia y aceptación clínica. Esto exige un enfoque interdisciplinario que combine avances técnicos con validaciones clínicas rigurosas.

Finalmente, es necesario no solo considerar los logros tecnológicos, sino también cómo estos sistemas son percibidos, utilizados y comprendidos por los radiólogos, quienes son, en última instancia, los responsables de tomar decisiones diagnósticas que impactan directamente en la vida del paciente. En este contexto, la XAI es imprescindible para una integración ética, segura y efectiva de la inteligencia artificial en la medicina moderna.

Transformación del Diagnóstico y Flujo de Trabajo en Radiología mediante Inteligencia Artificial: Impacto Clínico

La integración de la IA en radiología está revolucionando el diagnóstico médico y los procesos clínicos asociados al flujo de trabajo radiológico, especialmente en modalidades como la tomografía computarizada (TC) y la resonancia magnética (RM). Cedeño et al., (2025) destacan cómo los algoritmos han mejorado la precisión diagnóstica y reducido la carga operativa de los profesionales.

Investigaciones como las de Ghorishi et al., (2023) y CT Read (2025) evidencian beneficios clínicos de la inteligencia artificial en el ámbito del diagnóstico por imágenes, desde perspectivas complementarias: uno desde la eficiencia del flujo de trabajo, y otro desde la calidad de imagen y el valor diagnóstico.

Ambos estudios coinciden en que la IA contribuye significativamente a mejorar la precisión diagnóstica y reducir la carga de trabajo de los especialistas. Ghorishi et al., muestran cómo los algoritmos facilitan la interpretación automatizada, disminuyen los errores humanos y

aceleran la disponibilidad de resultados. Esto tiene un claro impacto en la respuesta clínica oportuna, un aspecto crítico en contextos de alta demanda o con escasez de radiólogos.

Por su parte, CT Read (2025) también enfatiza la precisión, pero desde el punto de vista del mejoramiento cualitativo de la imagen y su interpretación avanzada. Según su análisis, los modelos de IA permiten no solo una mejor resolución, sino también un análisis más detallado y específico, lo cual tiene un impacto directo en diagnósticos más tempranos y tratamientos personalizados. Ambos enfoques convergen en que la IA fortalece el rol del radiólogo, no lo reemplaza, y sugiere un trabajo colaborativo entre humano y máquina.

Entonces, ambos estudios destacan la utilidad de la IA, esto sugiere que aún se requiere validación multicéntrica para considerar la IA como herramienta de estándar clínico y refuerzan que la inteligencia artificial no es una solución única, sino un conjunto de herramientas con beneficios diferenciados según el contexto de aplicación.

Según Le et al., (2019) la IA ha permitido grandes avances en la detección y caracterización de lesiones mediante RM, aumentando la sensibilidad y especificidad diagnóstica, donde este impacto es crucial para la detección precoz del cáncer de mama, mejorando los pronósticos y reduciendo intervenciones innecesarias.

En casos de uso como la oncología, la predicción de metástasis mediante IA ha demostrado gran valor clínico, Liu et al., (2023) demostraron que los algoritmos de IA aplicados a TC y RM pueden predecir con alta precisión la presencia de metástasis ganglionares en cáncer de mama, una información vital para el tratamiento oncológico y el seguimiento clínico, donde este nivel de precisión incrementa la confianza en las decisiones médicas y optimiza la gestión del paciente. De igual forma, Paudyal et al., (2023) enfatizan que los algoritmos mejoran el

diagnóstico y también el monitoreo y pronóstico de la enfermedad, lo cual es clave para la medicina personalizada y mejora de resultados clínicos.

De modo que, la IA está transformando de manera significativa el flujo de trabajo en radiología al automatizar tareas repetitivas como la segmentación de órganos y la detección de lesiones, lo que permite a los radiólogos centrarse en análisis más complejos, lo que contribuye a una mayor eficiencia operativa, mejora en la gestión del tiempo, reducción de listas de espera y aumento de la productividad clínica.

La inteligencia artificial (IA) está redefiniendo el diagnóstico por imágenes al introducir algoritmos capaces de detectar patrones clínicamente significativos que muchas veces escapan al ojo humano. Esta capacidad no solo permite identificar de forma más temprana enfermedades complejas como el cáncer o las patologías neurológicas, sino que también incrementa la precisión diagnóstica, abriendo la puerta a tratamientos más personalizados.

Asimismo, la IA ha permitido automatizar tareas rutinarias como segmentación, detección de lesiones y apoyar decisiones más complejas, lo que mejora los tiempos de respuesta, la productividad clínica y la experiencia del paciente, Trillo et al., (2024) señalan que esta transformación tecnológica impulsa una evolución del rol del radiólogo hacia un perfil más estratégico, orientado al análisis avanzado y la toma de decisiones clínicas apoyadas por IA. Para que esta integración sea efectiva y ética, es imprescindible contar con validación clínica rigurosa, marcos regulatorios definidos y una formación profesional que mantenga al especialista actualizado y centrado en el bienestar del paciente. Además, la IA contribuye a la estandarización de los informes radiológicos y mejora la comunicación interdisciplinaria en el entorno clínico.

También, Sharma (2023) demuestra cómo la implementación de redes neuronales convolucionales (CNN) en el análisis de radiografías ortopédicas ha mejorado significativamente la capacidad para diagnosticar fracturas, acelerando los tiempos de atención y reduciendo complicaciones postraumáticas. Estas aplicaciones no solo evidencian el potencial técnico de la IA, sino que reflejan su impacto directo en los resultados clínicos y la calidad asistencial. En conjunto, la integración de la inteligencia artificial en radiología representa una innovación con un impacto profundo y multidimensional: optimiza los flujos de trabajo, minimiza errores diagnósticos, y contribuye a una atención más eficiente, precisa y centrada en el paciente.

Sin embargo, esta transformación tecnológica exige que los profesionales tengan un rol protagónico como validador de decisiones, y para ello, es imprescindible que los modelos sean explicables y transparentes, de lo contrario, la integración de la IA puede generar más dudas que beneficios.

Avances Recientes de Aplicación

Según Mathew et al., (2025), se identifican varios avances recientes en el campo de la XAI:

Se destaca un crecimiento en técnicas que profundizan la interpretación más allá de explicaciones superficiales, lo que llaman *explanatory Depth*, por ejemplo mediante uso de análisis de sensibilidad, modelos basados en reglas, explicaciones prototipo-basadas y visualización interactiva que permiten entender por qué un modelo tomó una decisión.

Mayor énfasis en métodos post-hoc que se aplican a modelos complejos, black-box, como el uso de SHAP, LIME, y otras técnicas modelo-agnósticas para generar explicaciones locales y globales del comportamiento del modelo.

Avances en casos de uso concretos en diversos ámbitos, como salud, finanzas, transporte, agricultura, donde la XAI se aplica para apoyar decisiones críticas y mejorar transparencia, confianza y usabilidad.

Incorporación de visualizaciones interactivas, contrafactuales y mecanismos de atención que permiten al usuario manipular inputs o explorar escenarios “qué pasaría si”, facilitando la comprensión del modelo por personas sin formación técnica profunda.

Desafíos y Limitaciones de la XAI en la Práctica Radiológica

Limitada Implementación. A pesar del avance y del potencial de la XAI, persisten barreras importantes para su adopción clínica efectiva. De esta manera, Vries et al. (2023) en su artículo, refiere que analizaron 75 estudios sobre Inteligencia Artificial Explicable (XAI) aplicados a imágenes médicas como RM, TC, PET, de estos, 54 utilizaban métodos post hoc, como mapas de calor o grad-CAM, diseñados para explicar decisiones después de que el modelo ya ha sido entrenado, 17 estudios aplicaron métodos ad hoc, es decir, técnicas intrínsecamente interpretables desde el diseño del modelo y solo 4 combinaban ambos métodos.

El análisis de este artículo, muestra el crecimiento progresivo en la integración de la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) en el ámbito de la imagen médica; aunque se identificaron 75 estudios que emplean XAI entre 2015 y 2023, solo el 11 % implementa técnicas explicativas visuales como los mapas de atención, lo que demuestra un uso aún incipiente de estas herramientas. Además, se evidenció una alta variabilidad en la calidad de las explicaciones generadas, ya que muchos modelos no logran resaltar de forma efectiva estructuras anatómicas o regiones patológicas relevantes, afectando su aplicabilidad en áreas clínicas como la oncología y la radiología cardiovascular.

Este desfase entre la capacidad técnica y la utilidad se hace evidente al considerar que el 74 % de los radiólogos encuestados considera la explicabilidad es un requisito esencial para confiar en sistemas basados en IA. En consecuencia, se plantea la necesidad urgente de que los modelos de inteligencia artificial aplicados a la imagen médica prioricen la transparencia, la interpretación clínica y la alineación con los objetivos diagnósticos reales, como pilares fundamentales para su adopción segura y efectiva en la práctica radiológica.

Calidad de las Explicaciones Generadas. Asimismo, Borys et al., (2023), indican que el 65 % de los estudios analizados usan técnicas como Grad-CAM para mostrar las regiones de interés en RM, TC y tomografía por emisión de positrones (PET), identificando las áreas que influyen en la predicción de la IA, facilitando la interpretación clínica. Sin embargo, solo el 40 % de estas tiene una correlación alta y relevante con las regiones anatómicas o patológicas esperadas, lo que limita su utilidad clínica y la confianza de los radiólogos.

Falta de Validación Clínica Real. Menos del 30 % de los modelos desarrollados se validan con profesionales, pese a que más del 70 % de los radiólogos consideran la explicabilidad como indispensable para confiar en la IA, lo que resalta la necesidad de alinear el desarrollo tecnológico con las necesidades clínicas.

Además, en evaluaciones visuales realizadas por radiólogos sobre los mapas de atención generados, se concluyó que en al menos el 50 % de los casos el modelo se enfocaba en áreas irrelevantes desde el punto de vista clínico, este tipo de comportamiento pone en duda la utilidad diagnóstica real de los sistemas de IA. A pesar de que algunos modelos superaron en más de 30 puntos porcentuales a los especialistas humanos en pruebas internas, los autores advierten que estos resultados podrían estar inflados por la falta de validación con conjuntos de datos externos y clínicamente representativos. Así, el estudio subraya la necesidad urgente de desarrollar

modelos explicables no solo en términos visuales, sino también alineados con los procesos de razonamiento clínico, lo que implica una integración más ética, segura y efectiva de la IA en el ámbito radiológico.

Asimismo, Longo et al., (2024) advierten que, de 127 estudios que emplearon explicaciones contrafactuales, solo el 28 % involucraron usuarios humanos en su evaluación, y apenas un 7 % compararon distintos métodos explicativos. Esto evidencia una brecha considerable entre el desarrollo técnico de la XAI y su validación real en contextos clínicos, lo cual limita su confiabilidad diagnóstica

Shortcut Learning y Atención a Regiones Irrelevantes. Uno de los hallazgos más relevantes fue la presencia del aprendizaje por atajo o shortcut learning, en el que el algoritmo basa sus decisiones en regiones fuera de los pulmones, como bordes o etiquetas de imagen, en lugar de estructuras anatómicas relevantes, su rendimiento disminuyó, lo que evidencia la dependencia de información espuria.

Una revisión realizada por López y Pérez (2022) proporciona evidencia crítica sobre los desafíos de aplicar Inteligencia Artificial Explicable (XAI) en contextos clínicos, específicamente en la clasificación automática de COVID-19 a partir de radiografías de tórax, se analizaron 18 casos que implementaban métodos explicativos como Grad-CAM y LIME, observando que, si bien estos modelos alcanzaban altas tasas de precisión, en muchos casos el razonamiento detrás de sus predicciones era clínicamente inadecuado.

Finalmente, la aceptación clínica de la XAI no depende exclusivamente del rendimiento técnico del algoritmo, sino de su capacidad para comunicar, justificar y respaldar sus decisiones de forma alineada con el razonamiento clínico humano. La explicabilidad se vuelve, entonces, un requisito ético, legal y operativo.

Falta de Estandarización en Métodos Explicativos. Un reto importante para la implementación de la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) en radiología es la falta de criterios claros y estandarizados. Términos como explicabilidad, interpretabilidad o transparencia suelen usarse de forma indistinta, sin definiciones claras, lo que complica la comparación entre estudios y la adopción clínica. Además, hay muchas técnicas explicativas disponibles, como mapas de calor, gradientes o modelos basados en reglas. Esta variedad de enfoques genera diferencias en la calidad de las explicaciones, y muchas veces no hay estudios que comparen su utilidad real en contextos clínicos. A esto se suma que la evaluación suele ser subjetiva, basada en opiniones o visualizaciones, lo que hace necesario desarrollar métricas objetivas que permitan validar su aplicación en la práctica médica (Hamida et al., 2024).

Pese al creciente uso de técnicas explicativas, aun falta, Longo et al., (2024) resaltan la dispersión en la aplicación y evaluación de métodos explicativos, mostrando que una mayoría significativa de estudios no contrasta diferentes enfoques ni los valida con usuarios clínicos, lo cual refuerza la necesidad urgente de establecer benchmarks comunes y métricas validadas.

Explicaciones Superficiales o Engañosas. Según Yang et al., (2023), esto ocurre porque las visualizaciones pueden resaltar áreas aparentemente relevantes pero sin corresponder al modelo, lo que da una ilusión de comprensión que no es genuina. Además, dado que los métodos explicativos suelen aplicarse como post hoc, es decir, después de que el modelo ya ha sido entrenado, estas limitaciones merman la confianza del usuario, pues la explicación puede parecer lógica visualmente pero carecer de sustancia en su conexión con la lógica algorítmica real.

Muchas explicaciones parecen buenas, pero no han sido evaluadas por quienes deben usarlas, la limitada participación de usuarios clínicos en la validación de métodos explicativos,

solo 28 %, según Longo et al., (2024) sugiere que muchas de estas técnicas podrían estar ofreciendo explicaciones visualmente convincentes, pero clínicamente irrelevantes

Brecha entre Desarrolladores y Clínicos. Uno de los principales desafíos para que la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) funcione bien en medicina es la falta de colaboración real entre quienes desarrollan los modelos y quienes los usan en la práctica clínica.

Según Ehsan et al., (2024), el perfil del usuario influye mucho en cómo se perciben las explicaciones que ofrece la IA. Por un lado, los desarrolladores suelen centrarse en aspectos técnicos como la precisión, la optimización del algoritmo o la interpretabilidad desde el punto de vista computacional. Por otro lado, los profesionales de la salud, como los radiólogos, necesitan explicaciones claras y útiles para tomar decisiones clínicas seguras. Cuando estas dos perspectivas no se alinean, las explicaciones pueden ser difíciles de aplicar, esta desconexión entre lo técnico y lo clínico mantiene una brecha importante que limita la adopción efectiva de la XAI en la práctica médica.

Perspectiva Ética, Regulatoria y de Seguridad

La adopción de IA en medicina exige una reflexión ética profunda. No basta con lograr alta precisión técnica; los modelos deben ser transparentes, trazables y contextualizados (Obuchowicz et al., 2024). La confianza en la IA médica está directamente relacionada con su capacidad de explicar sus decisiones de forma comprensible para el profesional de salud.

La falta de regulación clara, la ausencia de estándares para definir explicabilidad y la escasa participación de los usuarios clínicos en el desarrollo de XAI representan desafíos importantes. Además, fenómenos como el shortcut learning, en el que los modelos se basan en regiones irrelevantes de la imagen, comprometen la seguridad diagnóstica (Lippi y Plebani, 2025).

La integración ética implica garantizar que las decisiones algorítmicas no desplacen la responsabilidad médica, sino que la complementen. Rhema et al., (2024) destacan la necesidad de alinear las perspectivas técnicas con las clínicas para evitar explicaciones que, aunque visualmente atractivas, sean clínicamente engañosas o irrelevantes.

En síntesis, la aplicación de la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) en la imagenología médica representa una de las áreas más prometedoras y a la vez más desafiantes de la transformación digital en la práctica clínica, con estándares más rigurosos y validaciones prácticas que aseguren su utilidad real en el diagnóstico por imágenes.

Vacíos de Conocimiento y Desafíos Actuales

A pesar del crecimiento de la literatura sobre XAI, persisten vacíos significativos:

Brechas ente Desarrolladores y Clínicos. Por la falta de métricas claras, modelos validados y colaboración interdisciplinaria, según Carloni et al., (2025) uno de los grandes vacíos de conocimiento radica en la limitada incorporación del concepto de causalidad en los modelos explicables actuales, pues muchas técnicas de explicación operan sobre correlaciones sin fundamento causal, lo que puede conducir a explicaciones engañosas o irrelevantes, además la escasa integración práctica de herramientas causales en los flujos de trabajo reales que aprovechan que la inferencia causal aún no están firmemente adoptadas ni validadas en contextos clínicos reales.

Falta de Estandarización. No hay métricas objetivas ni definiciones comunes sobre lo que constituye una explicación adecuada, lo que dificulta la comparación entre modelos (Bommer et al., 2024), es decir, que la falta de estandarización de los métodos, métricas de evaluación y la ausencia de ground-truth (verdades de referencia) para explicaciones dificulta la

comparación objetiva entre métodos diferentes, lo que impide definir criterios universales para calificar qué tan buena es una explicación.

Explicaciones Inadecuadas. Mumuni y Mumuni (2025), refiere que las explicaciones generadas por técnicas de visualización, como los mapas de atención, pueden ser altamente atractivas visualmente, pero carecer de relevancia clínica si no se alinean con el razonamiento del profesional, lo que representa un riesgo para la adopción segura de la XAI en entornos médicos.

Débil Validación Práctica. Longo et al., (2024) advierten que solo el 28 % de los estudios que aplican técnicas de inteligencia artificial explicable (XAI) han incluido profesionales clínicos en sus procesos de evaluación. Esta baja participación revela una desconexión preocupante entre el diseño técnico de los modelos y su implementación efectiva en la práctica médica. La ausencia de validación con radiólogos u otros especialistas implica que muchas de las explicaciones generadas, aunque visualmente atractivas, pueden carecer de relevancia clínica, lo que debilita la confianza del usuario y obstaculiza su adopción. Por ello, es fundamental incorporar de forma sistemática a los profesionales de la salud en el desarrollo y validación de los sistemas XAI, asegurando que estas tecnologías no solo alcancen un alto rendimiento computacional, sino que también respondan a las necesidades reales del entorno clínico, con explicaciones claras, útiles y alineadas con el razonamiento diagnóstico humano.

Aplicaciones Prácticas

Potocnik et al., (2023) señalan que la IA puede automatizar tareas administrativas y técnicas en la imagenología, liberando tiempo para tareas de mayor valor clínico, además mejoran el flujo de trabajo de imagen médica: menos tareas manuales repetitivas, mayor estandarización del servicio, lo que indirectamente puede traducirse en reducción de tiempo de

escaneo o de procesamiento. Asimismo, la IA para mejorar la calidad de imagen y la consistencia del servicio de imagen (por ejemplo, reducción de variabilidad en la toma de decisiones, detección de artefactos o aseguramiento de calidad) y en cuanto a segmentación automática, aunque no con datos específicos sobre RM en ese artículo, se incluye la automatización de tareas interpretativas, lo cual abarca la segmentación de estructuras dentro de estudios de imagen, como una función emergente de la IA.

Tendencias Futuras

Según Potocnik et al., (2023), algunas de las tendencias futuras en el uso de la inteligencia artificial en imagenología médica son:

Un crecimiento de la automatización completa del flujo de trabajo en radiología, donde la IA no sólo apoye tareas repetitivas técnicas, sino que participe más activamente en el diagnóstico y en la adaptación de protocolos.

La integración de datos de múltiples fuentes como: imágenes, historial clínico, datos genómicos, para modelos multimodales que ofrezcan interpretaciones más contextualizadas y personalizadas de cada paciente.

Alfabetización en IA ante la necesidad de que los profesionales de salud, para poder supervisar, interpretar y validar las herramientas automáticas, garantizando su ética y seguridad.

Un enfoque creciente en la calidad del servicio y consistencia mediante IA para reducir la variabilidad del diagnóstico, estandarizar procesos de imagen, y mejorar la experiencia del paciente.

A pesar de los avances, resalta la persistencia de desafíos como la gobernanza de datos, la confianza del usuario, la regulación y la implementación en entornos reales, lo cual configura líneas de investigación y adopción próximas.

Dimensión Ética, Profesional y Regulatoria en la Implementación de la IA médica

La integración de inteligencia artificial (IA) en el diagnóstico por imágenes médicas plantea desafíos significativos desde una perspectiva ética, profesional y regulatoria. Si bien las tecnologías emergentes ofrecen mejoras en precisión diagnóstica, velocidad de escaneo y reducción de artefactos, su adopción responsable requiere un análisis profundo del papel del profesional de la salud, el respeto por los principios bioéticos y la consolidación de marcos normativos claros (Zavaleta et al., 2025)

Rol del Profesional de la Salud

El profesional médico, especialmente el radiólogo, sigue siendo el eje de la práctica diagnóstica, incluso cuando se utilizan herramientas automatizadas. La IA debe entenderse como un apoyo a la toma de decisiones clínicas, no como un sustituto del juicio experto, lo que implica que el personal médico debe estar capacitado en el uso técnico de los sistemas de IA y en la comprensión de sus limitaciones y potenciales sesgos para comprender las capacidades y limitaciones del sistema de IA, de modo que pueda decidir cuándo integrarlo en su práctica y cuándo ejercer juicio clínico independiente. (Gundersen y Baerøe, 2022).

Ética en el Uso de la IA Médica

La incorporación de IA en entornos de salud exige el cumplimiento de principios bioéticos fundamentales como la autonomía, beneficencia, no maleficencia y justicia (Lippi y Plebani, 2025). Además, el uso de sistemas opacos o no explicables puede afectar la autonomía del paciente si no se informa adecuadamente sobre su funcionamiento y alcance. Asimismo, la implementación de IA debe garantizar que no se introduzcan sesgos que afecten negativamente a poblaciones vulnerables o excluyan patrones atípicos que solo el ojo clínico podría detectar (Sung, 2023).

Otro punto crítico es la transparencia, la IA explicable (XAI) se considera un puente entre la eficiencia algorítmica y la comprensión humana, permitiendo que los profesionales clínicos validen los resultados de forma razonada (Carloni y Sara, 2025). Sin explicabilidad, la adopción ética de la IA queda comprometida, pues no se pueden trazar responsabilidades claras en caso de errores o fallos.

Normatividad y Regulación

Actualmente, el marco regulatorio en torno al uso de IA médica se encuentra en constante evolución, Organizaciones internacionales y locales han comenzado a establecer directrices que buscan estandarizar el desarrollo, la validación y el uso de algoritmos médicos (Mastrodicasa et al., 2025). No obstante, como destaca Cedeño et al. (2025), aún persiste una brecha entre la velocidad de innovación tecnológica y la capacidad de los marcos legales para responder a sus implicaciones éticas y clínicas.

La regulación debe abordar aspectos como la clasificación del riesgo, la auditoría continua, la gestión de datos sensibles y la responsabilidad legal en la toma de decisiones médicas (Obuchowicz et al., 2024). Por tanto, es imprescindible que los sistemas de IA se desarrollen bajo estándares de calidad y sean validados en entornos clínicos reales, donde la supervisión humana sea obligatoria (David et al., 2025).

En Estados Unidos, la Food and Drug Administration (FDA) ha asumido un rol protagónico en la regulación de software médico basado en IA. La agencia ha desarrollado lineamientos específicos para Software as a Medical Device (SaMD), reconociendo que los algoritmos pueden evolucionar con el tiempo y, por tanto, requieren procesos de evaluación continua (FDA, 2021). Además, ha impulsado enfoques regulatorios como el Predetermined Change Control Plan, que permite a los desarrolladores modificar algoritmos aprobados sin

necesidad de reiniciar todo el proceso regulatorio, siempre que se mantengan dentro de límites predefinidos.

Por otro lado, entidades como la Radiological Society of North America (RSNA) han contribuido a la creación de estándares de validación y explicabilidad. RSNA promueve iniciativas para garantizar la transparencia algorítmica, la interoperabilidad de los sistemas de IA con plataformas clínicas (como PACS) y la inclusión de profesionales clínicos en la evaluación de herramientas antes de su implementación (RSNA, 2024).

En Europa, la European Society of Radiology (ESR) ha emitido directrices para asegurar una implementación ética, transparente y eficaz de la inteligencia artificial (IA) en radiología, en consonancia con el nuevo Reglamento Europeo de Inteligencia Artificial (AI Act). Según Kotter et al. (2025), la ESR recomienda clasificar los sistemas de IA médica como tecnologías de alto riesgo, lo que conlleva estrictos requisitos en cuanto a trazabilidad, explicabilidad y supervisión humana. Estas exigencias buscan garantizar que las decisiones clínicas asistidas por IA mantengan altos estándares de seguridad y respeto por la autonomía del paciente. Además, la ESR subraya la importancia de proteger la privacidad de los datos personales y prevenir la introducción de sesgos algorítmicos que puedan comprometer la equidad en los procesos diagnósticos, especialmente en poblaciones vulnerables. En este contexto, la regulación y gobernanza de la IA se consolidan como ejes fundamentales para una adopción responsable y sostenible de estas tecnologías en el entorno clínico europeo.

La implementación ética y profesional de la inteligencia artificial en imágenes médicas requiere una sinergia entre el desarrollo tecnológico, la participación activa de los profesionales y un marco regulatorio que priorice la seguridad del paciente, la transparencia de los procesos y la equidad en el acceso. La formación, supervisión y responsabilidad del personal clínico son

pilares fundamentales para una integración responsable y sostenible de estas herramientas en la práctica médica.

En conjunto, la literatura revisada evidencia que la integración de la inteligencia artificial en la radiología, y en particular la incorporación de modelos explicables (XAI), representa una evolución significativa en la forma de comprender, interpretar y optimizar los procesos diagnósticos. Si bien se han logrado avances técnicos sustanciales en la mejora de la calidad de imagen, la eficiencia operativa y la detección temprana de patologías, la adopción clínica de estas tecnologías aún enfrenta retos importantes.

Uno de los obstáculos más cruciales es la falta de validación práctica con usuarios reales, la limitada estandarización de los enfoques explicativos y la desconexión entre el desarrollo algorítmico y el razonamiento clínico, lo que dificulta la integración efectiva de los sistemas de IA en los entornos médicos reales.

Desde una perspectiva ética y operativa, la explicabilidad no puede considerarse un valor añadido, sino un requisito esencial que garantiza la confianza, la seguridad del paciente y la responsabilidad en la toma de decisiones. Los sistemas de XAI deben ir más allá de visualizaciones atractivas, incorporándose de manera significativa a los flujos de trabajo y respetando la autonomía, el juicio experto y los marcos regulatorios existentes.

En este contexto, el presente trabajo busca analizar las aplicaciones clínicas de la XAI en resonancia magnética, identificando tanto sus beneficios como sus limitaciones. Asimismo, explorar cómo sus procesos de diseño, validación e implementación pueden alinearse de manera más estrecha con las necesidades reales de la práctica radiológica contemporánea. Esta aproximación permitirá generar evidencia que contribuya a una adopción más ética, segura y efectiva de la inteligencia artificial en el campo de la imagenología médica.

Marco Metodológico

Tipo de Investigación

La presente investigación es documental, sistemática y revisión literaria, ya que se basa en la búsqueda, selección, análisis crítico y síntesis de información científica publicada entre los años 2010 y 2025. Se revisan artículos científicos, revisiones sistemáticas, metaanálisis, informes técnicos y documentos académicos relevantes sobre la aplicación de algoritmos de inteligencia artificial (IA) y, específicamente, de Inteligencia Artificial Explicable (XAI) en la optimización de imágenes por resonancia magnética (RM) (Arias, 2020).

Es además una investigación aplicada, dado que los resultados permiten proponer recomendaciones prácticas para mejorar la calidad diagnóstica, la confiabilidad y la adopción clínica segura de tecnologías basadas en IA (Hernández-Sampieri et al., 2022).

De igual forma, la búsqueda de información se realizó en bases de datos académicas reconocidas, incluyendo PubMed, Scopus, ScienceDirect, Redalyc, Researchgate, Google Académico, Biblioteca Virtual UNAD y SciELO.

Se emplearon combinaciones de palabras clave en inglés junto con operadores booleanos (AND, OR), con el fin de garantizar exhaustividad y precisión temática en la búsqueda bibliográfica. Los términos utilizados fueron:

“Artificial Intelligence” OR “Deep Learning” OR “Machine Learning”

“Explainable Artificial Intelligence” OR XAI OR “interpretability” OR “explainability”

“Magnetic Resonance Imaging” OR MRI OR “image reconstruction”

“image optimization” OR “artifact correction” OR “denoising” OR “resolution enhancement”

“clinical validation” AND “diagnostic accuracy”

“trustworthy AI” AND radiology AND ethics

Proceso de Selección de Estudios

La búsqueda inicial arrojó 512 documentos, tras la eliminación de duplicados y la aplicación de los criterios de inclusión y exclusión, se depuraron los estudios considerando tres ejes principales: optimización de imágenes por RM, impacto clínico de los algoritmos de IA y transparencia/interpretabilidad algorítmica (XAI).

Esta categorización permitió organizar la literatura, identificar tendencias emergentes, valorar la efectividad de las herramientas de IA en entornos clínicos reales y examinar los desafíos asociados con la interpretación y la confianza en los modelos por parte del personal médico.

Tabla 1

Selección de estudios

Etapa de selección	Cantidad
Registros identificados (2010–2025)	512
Registros tras eliminar duplicados	387
Registros filtrados por título y resumen	214
Artículos evaluados a texto completo	121
Estudios que cumplen criterios de inclusión	78
Estudios incluidos en la síntesis final	64

Nota. Autoría propia

Criterios de Inclusión y Exlcusión

Se incluyeron estudios que:

Abordan IA aplicada a RM, incluyendo reconstrucción, optimización de imagen, reducción de artefactos o mejora diagnóstica, que justifiquen la equivalencia directa con el objetivo del estudio.

Incluyen modelos explicables (XAI) o análisis ético/interpretativo, donde justifiquen que XAI es eje central del problema planteado.

Publicados entre 2010 y 2025, que justifica la evolución moderna de la IA y el surgimiento de XAI.

Presentan datos clínicos, métricas o validación experimental, que justifica evaluar el impacto clínico real.

Disponibles en texto completo y con revisión por pares, que justifica el rigor metodológico.

Justificación de Criteros de Exclusión

Se excluyeron estudios que:

Tratan IA en modalidad diferente a RM, que justifican la coherencia y especificidad.

Carecen de aplicación clínica o se limitan a simulación o teoría matemática, que no aportan al impacto clínico.

No presentan información metodológica suficiente, que no permiten evaluar validez.

Duplicados, resúmenes de congreso o artículos sin revisión por pares, para evitar sesgos y baja calidad.

Diseño de la Investigación

El diseño es no experimental, pues no se manipulan variables, sino que se observa y analiza la evidencia disponible (Hernández-Sampieri et al., 2014). Con un enfoque mixto:

Cuantitativo, para analizar métricas objetivas reportadas, como SNR, PSNR, resolución, tiempos de escaneo, sensibilidad y especificidad.

Cualitativo, para examinar aspectos éticos, percepción profesional, interpretabilidad y confianza en la IA (Creswell y Plano, 2018).

Enfoque Metodológico

El enfoque es descriptivo-explicativo, ya que describe el desarrollo de la IA en RM y además explica cómo los algoritmos influyen en la calidad de la imagen, el flujo clínico, la precisión diagnóstica y la confianza de los pacientes (Tamayo y Tamayo, 2009).

Tabla 2

Matriz Metodológica

Componente	Descripción
Problema de investigación	¿Cómo impacta la IA, y particularmente la XAI, en la optimización de imágenes por RM y en el flujo de trabajo clínico?
Objetivo general	Analizar el impacto clínico, técnico y ético de la IA explicable en la optimización de imágenes de resonancia magnética.
VARIABLES principales	IA aplicada a RM; calidad de imagen; interpretabilidad; tiempos de escaneo; precisión diagnóstica; confianza clínica.
Metodología	Revisión documental sistemática.
Técnicas de recolección	Búsquedas estructuradas en bases de datos y lectura crítica de literatura.
Instrumentos	Matrices de análisis, protocolos de criterios de inclusión y exclusión.
Análisis	Codificación temática, comparación de hallazgos, síntesis narrativa y relación entre variables.
Resultados esperados	Identificación de beneficios, limitaciones, riesgos y oportunidades de XAI en RM.

Nota. Autoría propia

Fases de la Investigación

Tabla 3

Fases de la Investigación

Fase	Descripción
Formulación del problema	Se define el problema de investigación y se establece la justificación del estudio sobre IA en imágenes médicas.
Revisión bibliográfica	Búsqueda sistemática en bases de datos académicas como Scopus, PubMed, Scielo, Researchgate, Google Académico, Biblioteca Virtual UNAD, Redalyc, etc. de fuentes relevantes publicadas entre 2010 y 2025, relacionadas con IA, XAI y resonancia magnética.
Recolección y organización de información	Selección de documentos según criterios de inclusión como actualidad y relevancia. Clasificación temática de los estudios: avances técnicos, impacto clínico, ética y adopción en radiología. Con palabras clave como Inteligencia artificial explicable (XAI), aprendizaje profundo, corrección de artefactos, validación clínica, transparencia algorítmica, diagnóstico por imágenes.
Análisis crítico e interpretación	Evaluación cualitativa y comparativa de los hallazgos. Codificación por categorías y elaboración de matrices de análisis. Identificación de beneficios, barreras y oportunidades.
Síntesis, conclusiones y recomendaciones	Integración de resultados en función de los objetivos planteados. Elaboración de recomendaciones para una implementación ética, segura y humanizada de la IA en entornos clínicos.

Nota. Autoría propia

Limitaciones del Proceso Metodológico

Variabilidad metodológica entre estudios analizados, lo que dificulta comparaciones directas.

Acceso restringido a algunos artículos de alto impacto debido a licencias pagas.

Sesgo de publicación, ya que los estudios con resultados positivos tienden a publicarse más.

Rápida obsolescencia tecnológica de los modelos de IA, que puede hacer que algunos hallazgos pierdan vigencia.

Escasez de estudios clínicos robustos sobre XAI en RM, predominando trabajos experimentales o en fase de prueba.

Heterogeneidad en métricas de evaluación (PSNR, SNR, SSIM, precisión diagnóstica) que limita la síntesis cuantitativa.

El proceso metodológico consolidado garantiza una revisión rigurosa, sistemática y alineada con estándares internacionales de investigación documental. La incorporación de operadores booleanos, criterios explícitos de selección y una matriz metodológica detallada permiten asegurar la validez, transparencia y trazabilidad del proceso, coherentes con la naturaleza crítica de estudiar IA explicable en entornos clínicos de resonancia magnética.

Resultado del Análisis Documental

Los resultados obtenidos a partir de la revisión documental evidencian que los avances en IA, especialmente en redes neuronales profundas, en resonancia magnética (RM), están transformando de manera directa y significativa los procesos de control de calidad (QC) en radiología, con énfasis en la resonancia magnética. Mas allá de las mejoras técnicas aisladas, los estudios revisados muestran que la IA impacta los 4 pilares fundamentales del control de calidad en imagenología:

Optimización de los parámetros de adquisición,

Validación y consistencia técnica,

Seguridad del paciente, y

Reproducibilidad diagnóstica.

En primer lugar, la literatura evidencia que los algoritmos de IA permiten detectar y corregir automáticamente artefactos, sustituyendo procesos tradicionalmente manuales y subjetivos por evaluaciones más rápidas y estandarizadas. Además, los autores consultados destacan que la IA permite automatizar tareas de control de calidad, mejorar la resolución espacial y optimizar parámetros de adquisición, contribuyendo a diagnósticos más precisos y tiempos de exploración más cortos.

Narváez et al. (2024) y Bolívar et al. (2025) demuestran que la IA puede identificar inconsistencias técnicas con una precisión comparable e incluso superior a la inspección visual humana. Esto reduce repeticiones de estudio, evita retrasos en la atención y disminuye la utilización innecesaria de recursos. Esta automatización fortalece la consistencia técnica, un componente esencial del control de calidad estructural en RM.

En segundo lugar, los estudios coinciden en que la IA contribuye a la optimización de parámetros de adquisición, integrando ajustes dinámicos de tiempo de escaneo, secuencias y configuraciones de reconstrucción. Foti y Longo (2024) destacan que, mediante aprendizaje profundo, es posible disminuir de manera significativa el tiempo de adquisición sin comprometer la calidad diagnóstica. Este aporte se alinea directamente con los indicadores técnicos del QC, como SNR, PSNR, resolución espacial y estabilidad temporal, mejorando el rendimiento de los equipos y estandarizando protocolos.

Un tercer aporte de alto impacto en los procesos de QC es la mejora en seguridad del paciente. La reducción de repeticiones, consecuencia de la eliminación automática de artefactos, disminuye la necesidad de mantener al paciente dentro de la bobina por periodos prolongados. Asimismo, los sistemas de IA aplicados a reconstrucciones de baja dosis o a la optimización de tiempos reducen la exposición innecesaria a campos electromagnéticos y estrés físico. Los estudios revisados coinciden en que estas mejoras generan un ciclo de calidad–seguridad que beneficia al paciente de forma directa.

De manera transversal, la IA también fortalece la reproducibilidad diagnóstica, un objetivo crítico del control de calidad en radiología moderna. Al reducir la variabilidad interobservador y aportar criterios estandarizados de corrección, reconstrucción y segmentación anatómica, los algoritmos ofrecen una base más homogénea para la interpretación radiológica. Estudios como los de Wu et al. (2025) y Open MedScience (2024) muestran que la IA no solo mejora la calidad técnica, sino que también estandariza la práctica diagnóstica, favoreciendo decisiones clínicas más coherentes y precisas entre profesionales.

A pesar de estas contribuciones sustanciales al control de calidad, los hallazgos también identifican limitaciones importantes que podrían comprometer la implementación plena y segura

de la IA en entornos clínicos. Entre ellas, destacan la falta de protocolos estandarizados de validación, la carencia de bases de datos multicéntricas y heterogéneas y la poca integración de modelos explicables (XAI), elementos claves para garantizar seguridad, equidad y confiabilidad diagnóstica. Esto evidencia que, aunque la IA optimiza parámetros técnicos esenciales para el QC, su adopción responsable aún requiere mecanismos sólidos de validación y supervisión profesional.

En síntesis, los resultados de la revisión indican que la IA tiene un impacto transformador en los procesos de control de calidad en resonancia magnética, al mejorar la adquisición, la validación técnica, la seguridad del paciente y la reproducibilidad diagnóstica. Sin embargo, estos avances deben ser acompañados de estandarización, validación multicéntrica y marcos éticos robustos para garantizar una implementación segura, confiable y clínicamente significativa.

Tabla 4

Aplicaciones de IA en la Mejora de la Calidad de Imagen por Resonancia Magnética

Autor	Aportes	Resultados	Limitaciones
Narváez et al., (2024)	Uso de IA para control de calidad de imágenes y detección de artefactos	Reducción de dependencia de inspección visual humana; mayor consistencia técnica	Falta de validación clínica amplia
Bolívar et al., (2025)	Mejora de resolución espacial mediante aprendizaje profundo	Imágenes más nítidas y reducción de artefactos	No se correlaciona con resultados clínicos
Foti y Longo (2024)	Optimización de parámetros de adquisición	Disminución del tiempo de escaneo y mejor experiencia del paciente	Poca evidencia sobre impacto diagnóstico

Nota. Autoría propia

La tabla evidencia que la IA ha permitido grandes avances en la optimización técnica de la resonancia magnética, se observa una tendencia clara hacia la eficiencia técnica. Narváez et al., (2024) destacan que los algoritmos de IA permiten un control de calidad automatizado y la

detección de artefactos, disminuyendo la dependencia de la revisión visual humana y aumentando la consistencia técnica. Bolívar et al., (2025) muestran que las técnicas de aprendizaje profundo mejoran la resolución espacial, proporcionando imágenes más nítidas y reduciendo artefactos, mientras que Foti y Longo (2024) enfatizan la optimización de los parámetros de adquisición, logrando disminuciones significativas en los tiempos de escaneo y mejorando la experiencia del paciente.

Pero, a pesar de la convergencia en los beneficios técnicos, los autores difieren en aspectos críticos de validación clínica y aplicabilidad real, Narváez et al., (2024) reconocen la falta de estudios clínicos amplios; Bolívar et al., (2025) indican que la mejora en la nitidez de las imágenes no se correlaciona directamente con resultados clínicos.

Asimismo Foti y Longo (2024) señalan que el impacto diagnóstico de la optimización de parámetros aún es limitado. Estas diferencias revelan vacíos importantes en la evidencia sobre la traducción de los avances técnicos al beneficio clínico efectivo, así como la necesidad de una validación multicéntrica y protocolos estandarizados que integren la IA de manera segura en la práctica médica.

Además, aunque algunos estudios mencionan la potencial integración de modelos explicables (XAI) para aumentar la confianza y la transparencia, la mayoría carece de estrategias sistemáticas para garantizar interpretabilidad y seguridad ética. Esto evidencia un vacío adicional: la necesidad de combinar avances computacionales con lineamientos éticos y profesionales, asegurando que la adopción de la IA no solo optimice la calidad técnica, sino que también respalde decisiones clínicas confiables y equitativas.

Los estudios revisados coinciden en que la inteligencia artificial (IA) aplicada a la segmentación de imágenes médicas mejora significativamente la precisión en la identificación de

estructuras anatómicas y lesiones. Algoritmos de aprendizaje profundo, especialmente redes convolucionales, han demostrado ser capaces de diferenciar tejidos complejos y reconocer patrones sutiles que podrían pasar desapercibidos en la observación humana (Rodrigues et al., 2023). Esta capacidad resulta especialmente relevante en especialidades como radiología oncológica o neurología, donde la detección temprana de anomalías puede impactar decisivamente en el pronóstico del paciente.

Además, la automatización de estas tareas contribuye a reducir la variabilidad interobservador y a estandarizar la interpretación radiológica, optimizando el flujo de trabajo en entornos clínicos de alta demanda (Wu et al., 2025; Open MedScience, 2024). Al comparar los enfoques de los distintos autores, se observa que mientras algunos estudios, como el de Rodrigues et al., (2023), se centran en la mejora de la detección temprana de lesiones y el análisis anatómico, otros destacan la integración de los sistemas de segmentación con plataformas de apoyo diagnóstico y la personalización de la atención médica basada en datos cuantificables (Open MedScience, 2024; Wu et al., 2025).

Asimismo, David et al., (2025) enfatizan la contribución de la IA a la seguridad del paciente, especialmente en técnicas de tomografía computarizada de baja dosis, donde los algoritmos de reconstrucción profunda permiten mantener la calidad diagnóstica reduciendo la exposición a radiación, lo que representa un beneficio crucial para poblaciones vulnerables, como pacientes pediátricos u oncológicos.

A pesar de los beneficios evidenciados, se identifican vacíos importantes. La mayoría de los modelos fueron entrenados en bases de datos limitadas y bajo condiciones controladas, lo que plantea desafíos de generalización al aplicarse en contextos clínicos reales. Además, existe poca evidencia sobre la implementación de estos sistemas a gran escala, incluyendo su integración con

protocolos clínicos existentes y la aceptación por parte del personal médico. También se detecta la necesidad de establecer estándares que aseguren la transparencia algorítmica, la reproducibilidad clínica y la sostenibilidad económica de la adopción de la IA en entornos radiológicos.

En síntesis, los hallazgos muestran que la IA aplicada a la segmentación de imágenes médicas tiene un gran potencial para optimizar la precisión diagnóstica, mejorar la seguridad del paciente y aumentar la eficiencia operativa en los servicios de radiología. Sin embargo, su consolidación depende de la validación en contextos clínicos diversos, la creación de protocolos estandarizados y la integración ética y transparente en la práctica médica, garantizando que los beneficios técnicos se traduzcan en mejoras reales para la atención de los pacientes.

Tabla 5

Efectividad de los Modelos de Segmentación Automática y su Impacto en la Práctica Radiológica

Autor	Aporte	Resultados	Limitaciones
Rodrigues et al., (2023)	Comparación de modelos de segmentación automática en RM prostática	Alta precisión y rendimiento en identificación de estructuras clave	Limitada validación clínica
Open MedScience (2024)	Evaluación de la IA en la práctica radiológica moderna	Imágenes más nítidas y accesibles, con mayor potencial diagnóstico	Falta de estudios longitudinales
Wu et al., (2025)	Análisis del impacto clínico y ético de la IA en resonancia magnética aplicada al cáncer	Mejora en la calidad de imagen y aceleración de tiempos de análisis; fortalecimiento del apoyo diagnóstico	Limitaciones en estandarización, sesgos en los datos y validación insuficiente en poblaciones diversas
David et al., (2025)	Aplicación de IA en TC de baja dosis.	Mantiene calidad diagnóstica reduciendo exposición radiológica.	Falta de estudios longitudinales

Nota. Autoría propia

La tabla evidencia que la segmentación automática basada en IA se observa una tendencia común hacia la eficiencia técnica y la mejora de la calidad de imagen. Rodrigues et al., (2023) destacan la alta precisión en la identificación de estructuras clave en RM prostática, mientras que Open MedScience (2024) evidencia que la IA facilita imágenes más nítidas y accesibles, con un mayor potencial diagnóstico.

De manera similar, Wu et al., (2025) reportan mejoras en la calidad de imagen y reducción de tiempos de análisis en resonancia magnética oncológica, reforzando la utilidad de la IA como apoyo en la toma de decisiones clínicas.

David et al., (2025) extiende este hallazgo a la tomografía de baja dosis, mostrando que es posible mantener la calidad diagnóstica mientras se reduce la exposición radiológica, fortaleciendo la seguridad del paciente.

Los estudios difieren en aspectos de validación clínica y aplicabilidad, Rodrigues et al., (2023) enfatizan la limitada validación clínica de los modelos, Wu et al. señalan problemas de estandarización y sesgo de datos, y Open MedScience (2024) y David et al., (2025) destacan la falta de estudios longitudinales que evalúen el impacto real en la práctica diaria.

Estas diferencias evidencian vacíos importantes en la generalización de resultados, así como la necesidad de protocolos multicéntricos y estandarizados que garanticen confiabilidad, reproducibilidad y seguridad diagnóstica.

Además, aunque algunos autores mencionan la importancia de modelos explicables (XAI) para aumentar la transparencia y confianza profesional, la mayoría carece de estrategias sistemáticas para garantizar la interpretabilidad ética y profesional de los resultados, evidenciando un vacío adicional.

En síntesis, los hallazgos sugieren que la segmentación automática es técnicamente efectiva, pero su adopción clínica responsable requiere validación robusta, lineamientos éticos claros y mecanismos de supervisión humana.

Además, los estudios revisados coinciden en que la implementación de modelos de inteligencia artificial en imágenes médicas, especialmente en resonancia magnética y tomografía computarizada, tiene un impacto positivo en la optimización de procesos esenciales como la detección y corrección automática de artefactos, la mejora de la resolución y la segmentación anatómica.

Wu et al., (2025) y Zhang et al., (2025) demuestran que estos avances contribuyen tanto a la precisión diagnóstica como a la seguridad del paciente, al reducir errores y exposición innecesaria a radiación. Estas evidencias cumplen directamente con el primer objetivo específico, al confirmar el progreso técnico y funcional de la IA en la mejora de la calidad de imagen.

En el impacto clínico y diagnóstico, Dost y Malika (2024) destacan mejoras en exactitud y AUC, evidenciando que la IA favorece decisiones más consistentes y confiables, mientras que Borys et al., (2023) subrayan que los enfoques de inteligencia artificial explicable (XAI) fortalecen la confianza de los profesionales, reducen la variabilidad interobservador y facilitan la comprensión de los resultados.

Estas coincidencias se alinean con el segundo objetivo específico, al mostrar que la IA no solo potencia la eficiencia técnica, sino que también promueve la homogeneización diagnóstica y una mayor coherencia clínica.

En relación con la interpretabilidad y la confianza clínica, Borys et al., (2023) muestran que la implementación de IA explicable (XAI) mejora la comprensión de los resultados por parte

de los radiólogos, fortaleciendo la seguridad del paciente y con menos error diagnóstico. Zhang et al., (2025) evidencia que la IA contribuye también a la optimización de la calidad de imagen y a la reducción de la exposición a radiación, es decir un beneficio directo para la salud del paciente.

No obstante, los estudios presentan diferencias, Wu et al., (2025) y Dost y Malika (2024) priorizan los aspectos técnicos y el desempeño algorítmico, Kotter et al., (2025) enfatizan los desafíos operativos, regulatorios y éticos asociados con la adopción clínica. Asimismo, aunque todos los autores coinciden en los beneficios tecnológicos, solo algunos abordan la necesidad de validación externa y multicéntrica, aspecto crítico para garantizar la generalización de los modelos en diversas poblaciones y entornos hospitalarios.

Entre los vacíos de conocimiento más relevantes se identifican la ausencia de protocolos estandarizados de validación, lo que dificulta la comparación entre estudios y limita la reproducibilidad de los resultados. Asimismo, la escasez de bases de datos clínicas heterogéneas, amplias y representativas, capaces de reflejar la diversidad poblacional en edad, sexo, comorbilidades, variabilidad anatómica y condiciones técnicas de adquisición de imágenes. Esta limitación afecta la robustez de los modelos de IA y favorece la aparición de sesgos algorítmicos.

De igual forma, se evidencia la falta de estudios longitudinales y multicéntricos que evalúen el impacto real de la inteligencia artificial en la práctica clínica cotidiana, particularmente en variables críticas como la precisión diagnóstica, la reducción de errores médicos, la optimización del flujo de trabajo y la toma de decisiones. La ausencia de estas evaluaciones a largo plazo reduce la capacidad de determinar si los beneficios técnicos observados en entornos controlados se sostienen en contextos clínicos complejos y dinámicos.

En conjunto, estas brechas metodológicas y estructurales limitan la confiabilidad, aplicabilidad y equidad diagnóstica de los sistemas de IA en la radiología contemporánea, al restringir su capacidad de generalización, adaptación y desempeño estable en diversos escenarios clínicos, poblaciones y entornos tecnológicos.

Tabla 6

Impacto Clínico y Ético de la IA en La Resonancia Magnética Oncológica

Aspecto	Wu et al., (2025)	Borys et al., (2023)	Dost y Malika (2024)	Zhang et al., (2025)	Kotter et al., (2025)
Precisión diagnóstica	Mejora en la detección y caracterización de lesiones	Interpretabilidad aumenta confianza en resultados diagnósticos	Mejora de exactitud y AUC en múltiples modalidades	Mejora en detección de anomalías en TC	Validación clínica recomendada antes de implementación
Calidad de imagen	Optimización de imágenes RM con reducción de artefactos	Visualizaciones más claras mediante técnicas XAI	Mejora de calidad en imágenes médicas	Optimización de imágenes TC y reducción de ruido	Evaluación de impacto clínico antes del uso rutinario
Tiempo de procesamiento	Disminución del tiempo para obtener buenas imágenes		Reducción de tiempo en análisis de imágenes	Procesamiento más rápido con IA aplicada	Capacitación necesaria para optimizar flujo de trabajo
Aplicación clínica	Facilita la toma de decisiones médicas y planificación de tratamientos	Mejora la confianza del profesional en el diagnóstico	Puede integrarse en sistemas clínicos con supervisión	Aumenta seguridad y eficiencia en procedimientos radiológicos	Recomendaciones regulatorias y éticas para uso seguro
Limitaciones	Necesidad de supervisión humana; dependencia de datos de entrenamiento	Necesidad de explicabilidad y transparencia	Datos de entrenamiento limitados pueden sesgar resultados	Dependencia de algoritmos específicos y calidad de datos	Cumplimiento regulatorio y validación externa requerida

Nota. Autoría propia

La tabla muestra una tendencia común hacia la mejora técnica y clínica de la IA en imágenes médicas. Todos los autores coinciden en que los modelos de IA optimizan la precisión diagnóstica y la calidad de imagen, por reducción de artefactos, mejora en la resolución o apoyo en la caracterización de lesiones. Wu et al., (2025) y Zhang et al., (2025) destacan la eficiencia en el procesamiento de imágenes, mientras que Borys et al., (2023) y Dost y Malika (2024) enfatizan que la integración de técnicas explicables (XAI) aumenta la confianza del profesional y facilita la toma de decisiones clínicas.

No obstante, existen diferencias importantes entre los estudios. Autores, como Wu et al., (2025) y Zhang et al., (2025), se centran en la eficiencia técnica y en la mejora de procedimientos clínicos, mientras que Borys et al., (2023) y Kotter et al., (2025) subrayan la necesidad de supervisión humana, cumplimiento regulatorio y validación externa. Esto evidencia que, aunque la IA tiene un potencial transformador, la aplicación clínica efectiva depende tanto de la validación multicéntrica como de la transparencia y explicabilidad de los modelos.

Además, se identifican vacíos de conocimiento relevantes que incluyen la falta de estudios longitudinales que evalúen el impacto real de la IA en la práctica diaria, la dependencia de datos de entrenamiento limitados o homogéneos que podrían generar sesgos, y la necesidad de lineamientos éticos y regulatorios claros para su implementación segura. Estos vacíos reflejan que los avances técnicos por sí solos no garantizan resultados clínicos confiables ni equitativos, y que la estandarización de protocolos y la supervisión humana siguen siendo esenciales.

Los hallazgos de los autores convergen en la necesidad de validar de manera rigurosa los modelos de inteligencia artificial aplicados a imágenes médicas. Coinciden en el impacto positivo de la inteligencia artificial (IA) en la optimización de los procesos de imagen médica, especialmente en resonancia magnética y tomografía computarizada.

En general, los autores coinciden en que las herramientas basadas en aprendizaje profundo han mejorado la precisión diagnóstica, la calidad de imagen y la eficiencia en el procesamiento clínico, contribuyendo a diagnósticos más rápidos y confiables. Mastrodicasa et al., (2025) y Le et al., (2024) destacan que los modelos de IA permiten una mejor detección y caracterización de lesiones, mientras que Aguirre et al. (s.f.) subraya la relevancia de estandarizar los parámetros de adquisición y procesamiento para asegurar la reproducibilidad de los resultados.

Zavaleta et al., (2025), por su parte, introducen una perspectiva ética y social al resaltar la importancia de incorporar métricas de equidad y sesgo en la evaluación de los modelos de IA, identificando un vacío frecuente en la literatura: la mayoría de las investigaciones priorizan la exactitud técnica por encima de la justicia diagnóstica y la representatividad poblacional.

A pesar de estas diferencias de enfoque, existe consenso en que el éxito clínico de la IA depende de su validación externa rigurosa, de la diversidad de las bases de datos utilizadas para el entrenamiento y de la adopción de estándares internacionales que garanticen su aplicabilidad en distintos contextos clínicos.

Asimismo, se identifican vacíos de conocimiento comunes, entre ellos: la ausencia de protocolos estandarizados de validación, la escasez de bases de datos multicéntricas y heterogéneas que aseguren la generalización de los modelos, y la falta de estudios longitudinales que evalúen el impacto real de la IA en la práctica médica. Estos vacíos limitan la confiabilidad, la equidad y la aplicabilidad clínica de los sistemas de IA en radiología.

Tabla 7*Requisitos de validación y generalización de los modelos de IA en diagnóstico por imágenes*

Autor	Aporte	Relevancia	Restricciones
Mastrodicasa et al., (2025)	Declaración de sociedades científicas sobre uso de IA en imagenología	Necesidad de estandarización y validación multicéntrica	Falta de evidencia empírica sobre impacto en pacientes
Le et al., (2024)	Evaluación de modelos en entornos heterogéneos	Rendimiento disminuye fuera de cohortes de entrenamiento	Generalización limitada
Aguirre et al., (s.f.)	Impacto de protocolos clínicos y equipos de imagen	Variabilidad técnica afecta precisión de IA	Difícil estandarización global
Zavaleta et al., (2025)	Inclusión de métricas de equidad y sesgo	Identificación de sesgos y desigualdades en resultados	Necesidad de datos representativos y diversidad poblacional

Nota. Autoría propia

La tabla resalta que, aunque los modelos de IA muestran altos rendimientos en entornos controlados, su eficacia disminuye al aplicarse en contextos clínicos reales y variados, la generalización y la validación multicéntrica son críticas para garantizar resultados confiables y equitativos. Mastrodicasa et al., (2025) y Le et al., (2024) coinciden en que, aunque los modelos de IA muestran un desempeño sobresaliente en entornos controlados, su eficacia disminuye significativamente al aplicarse en cohortes heterogéneas o fuera de los entornos de entrenamiento originales. Aguirre et al., (s.f.) refuerza esta perspectiva al señalar que la variabilidad técnica entre equipos de imagen y protocolos clínicos constituye un factor crítico que afecta la reproducibilidad y confiabilidad de los resultados.

Por otro lado, Zavaleta et al., (2025) introduce una dimensión ética y social al estudio de la IA, marcando la importancia de métricas de equidad y sesgo para identificar desigualdades en los resultados y garantizar una aplicación justa. Este enfoque evidencia un vacío en la literatura

actual, ya que la mayoría de los estudios priorizan la precisión técnica sin considerar suficientemente el impacto ético y social de los algoritmos.

Los autores varían en el enfoque de implementación: algunos se centran en la validación técnica y la generalización (Mastrodicasa et al., 2025; Le et al., 2024), mientras que otros destacan la necesidad de inclusión ética y diversidad poblacional (Zavaleta et al., 2025), o los desafíos operativos derivados de la heterogeneidad de protocolos clínicos y equipos (Aguirre et al., s.f.). En síntesis, la revisión evidencia que, aunque los modelos de IA tienen un potencial transformador para mejorar la precisión diagnóstica, su aplicación segura y confiable requiere protocolos estandarizados, validación multicéntrica y criterios éticos integrados, asegurando que la tecnología sea no solo efectiva, sino también justa, reproducible y clínicamente relevante.

Al comparar los hallazgos de los autores, se observan coincidencias el impacto positivo de la IA en la reducción de dosis de radiación y la optimización de imágenes diagnósticas, especialmente en modalidades como la resonancia magnética (RM) y la tomografía computarizada (TC). Zhang et al., (2025) como David et al., (2025) destacan la capacidad de los algoritmos de IA para mantener la calidad diagnóstica con menor exposición, reduciendo repeticiones y fortaleciendo la seguridad del paciente. De igual forma, Narváez et al., (2024) evidencian que la IA optimiza la calidad de la imagen, mejora la detección de artefactos y automatiza el control de calidad, contribuyendo a un flujo de trabajo más eficiente y seguro.

Por su parte, Foti y Longo (2024) y Liu et al., (2023) tienen otra perspectiva al enfocarse en la eficiencia operativa, demostrando que la IA puede reducir los tiempos de escaneo sin comprometer la resolución ni la precisión diagnóstica. En conjunto, reflejan una tendencia convergente hacia la optimización técnica, la mejora de la experiencia del paciente y la

integración de la IA como una herramienta que equilibra calidad, seguridad y productividad en el entorno clínico.

Sin embargo, existen diferencias, mientras Zhang et al., (2025) y David et al., (2025) se centran en la validación técnica de los algoritmos y su rendimiento en la reducción de dosis, Borys et al., (2023) y Longo et al., (2024) subrayan la importancia de la explicabilidad y transparencia algorítmica (XAI) como requisito ético y operativo para la adopción clínica. Este contraste evidencia que, aunque los avances tecnológicos son indiscutibles, la confianza profesional y la aceptación institucional dependen de la capacidad de los sistemas para justificar sus decisiones y ofrecer interpretaciones comprensibles al personal médico.

En cuanto a los vacíos de conocimiento, la literatura revisada muestra que la mayoría de los estudios se han desarrollado en entornos controlados o con bases de datos limitadas, lo que restringe la generalización de los resultados a contextos hospitalarios diversos (Zhang et al., 2025).

Además, la falta de validación multicéntrica y la escasa inclusión de poblaciones heterogéneas dificultan la evaluación de la aplicabilidad de los modelos en distintos escenarios clínicos. A ello se suma la necesidad de protocolos estandarizados y métricas comunes de evaluación, que permitan comparar estudios y garanticen la reproducibilidad y confianza de los modelos (Obuchowicz et al., 2025).

En síntesis, los estudios muestran coincidencia en la eficiencia técnica y el potencial diagnóstico de la IA, pero difieren en el grado de validación clínica, transparencia y preparación regulatoria. Esto refuerza la necesidad de protocolos estandarizados, validación multicéntrica y marcos éticos sólidos para asegurar que la adopción de la IA sea segura, confiable y profesionalmente responsable.

Tabla 8

Aplicaciones Clínicas de la IA en la Reducción de Dosis y Optimización de Imágenes de Baja Radiación

Autor	Aporte	Resultados	Condiciones
Zhang et al., (2025)	IA para reducción de dosis sin pérdida de calidad	Menor radiación y mantenimiento de resolución diagnóstica	Enfocado en poblaciones limitadas
David et al., (2025)	IA en imagenología de baja dosis	Mejora la seguridad del paciente y la eficiencia	Falta validación en contextos reales
Foti Y Longo (2024)	Optimización de RM mediante aprendizaje profundo	Disminución del tiempo de escaneo sin pérdida de calidad	Requiere infraestructura avanzada
Liu et al., (2023)	IA en imágenes de cáncer de mama	Evaluaciones precisas con menor exposición	Validación limitada a cohortes específicas
Narváez et al., (2024)	Control de calidad automatizado de imágenes	Detección de artefactos y reducción de repeticiones	Implementación dependiente del sistema hospitalario
Paudyal et al., (2023)	IA en TC y RM oncológica	Mejora la resolución y eficiencia diagnóstica	Necesidad de integración con flujos clínicos existentes
Bolívar et al., (2025)	IA en RM para mejora de calidad	Optimización de la señal y reducción de ruido	Estudio piloto, tamaño de muestra reducido

Nota. Autoría propia

La tabla evidencia una tendencia consistente hacia la eficiencia técnica de la IA para mejorar la calidad de imagen y reducir la exposición a radiación. Zhang et al., (2025) y David et al., (2025) coinciden en que los algoritmos permiten mantener la resolución diagnóstica mientras disminuyen la dosis, contribuyendo a una atención más segura. Foti y Longo (2024) y Paudyal et

al., (2023) destacan la optimización del tiempo de escaneo y la eficiencia diagnóstica, reflejando un beneficio operativo importante que complementa la reducción de riesgos.

A pesar de que, existen diferencias críticas entre los autores en cuanto a la validación clínica y la aplicabilidad en escenarios reales. Zhang et al., (2025) y Liu et al., (2023) se basan en cohortes limitadas, mientras que Narváez et al., (2024) y Bolívar et al., (2025) resaltan restricciones asociadas a la infraestructura hospitalaria y al tamaño reducido de las muestras. Esto evidencia un vacío importante, aunque la IA demuestra eficacia técnica, la generalización de los resultados a distintas poblaciones y contextos clínicos aún es limitada.

Asimismo, la falta de protocolos estandarizados y estrategias de integración con flujos clínicos existentes, lo que podría afectar la reproducibilidad y la confiabilidad de los resultados. Además, aunque algunos autores mencionan la potencial incorporación de modelos explicables (XAI) para aumentar la transparencia, la mayoría de los estudios carece de métricas sistemáticas de equidad, interpretabilidad y supervisión ética, subrayando un vacío ético y profesional.

En síntesis, los estudios coinciden en que la IA ofrece beneficios técnicos claros en seguridad del paciente, reducción de dosis y eficiencia diagnóstica. Sin embargo, su adopción segura y generalizable requiere validación multicéntrica, protocolos estandarizados, infraestructura adecuada y criterios éticos integrados, asegurando que los avances tecnológicos se traduzcan en beneficios clínicos reales, confiables y equitativos.

Tabla 9*Matriz de Análisis de Literatura Sobre IA Y XAI en Resonancia Magnética*

Categoría	Subcategoría	Variable	Indicadores	Evidencia	Autores
Optimización de imágenes por IA	Reconstrucción de imagen	Calidad de imagen	SNR, PSNR, SSIM, resolución espacial	Resultados cuantitativos comparativos antes/después de IA	Foti y Longo (2024), Shimron y Perlman (2023)
	Reducción de artefactos	Eliminación de artefactos	Tasa de detección de artefactos, mejora visual, consistencia diagnóstica	Pruebas experimentales, imágenes procesadas, validación por radiólogos	Narváez et al., (2024), Liu et al., (2023)
	Optimización del tiempo de escaneo	Eficiencia del proceso	Porcentaje de reducción del tiempo de adquisición, estabilidad de reconstrucción	Reportes clínicos o experimentales con pruebas de rendimiento	Foti y Longo (2024), Zaharchuk y Davidzon (2021)
Impacto clínico de IA	Precisión diagnóstica	Aciertos diagnósticos	Sensibilidad, especificidad, AUC	Estudios clínicos o pilotos con validación médica	Paudyal et al., (2023), Obuchowicz et al., (2024)
	Variabilidad interobservador	Consistencia	Concordancia (Kappa), reducción del error humano	Comparaciones entre radiólogos con/ sin apoyo IA	Pierre et al., (2023), Singh et al., (2024)
	Flujo de trabajo clínico	Eficiencia operativa	Tiempo de lectura, número de estudios interpretados, carga de trabajo	Estudios en entornos hospitalarios o simulados	Pierre et al., (2023), RSNA (2025)
Transparencia y XAI	Interpretabilidad del modelo	Claridad de explicaciones	Métodos XAI usados (Grad-CAM, SHAP, LIME), grado de entendibilidad	Descripción técnica y evaluación por especialistas	Borys et al., (2023), Longo et al., (2024)

Categoría	Subcategoría	Variable	Indicadores	Evidencia	Autores
Aplicación clínica real	Confianza clínica	Aceptación profesional	Percepción del riesgo, utilidad, facilidad de uso	Encuestas, entrevistas, estudios cualitativos	Ehsan et al., (2024), Zavaleta Monestel et al., (2025)
	Aspectos éticos	Sesgos y equidad	Diversidad de datos, bias algorítmico, impacto ético	Revisión crítica, discusiones teóricas o normativas	Gundersen y Bærøe (2022), Kotter et al., (2025)
	Validación multicéntrica	Robustez externa	Número de centros evaluados, variabilidad de dispositivos	Estudios de validación en práctica real	Mastrodicasa et al., (2025), Wu et al., (2025)
	Generalización	Rendimiento en poblaciones diversas	Comparación de métricas en muestras heterogéneas	Evaluación transversal o laboratorio-clínica	David et al., (2025), Vries et al., (2023)
	Integración operativa	Implementación en el hospital	Compatibilidad con PACS, tiempo de procesamiento, soporte tecnológico	Informes técnicos, experiencias institucionales	Open MedScience (2024), MedImaging (2024)

Nota. Autoría propia

Esta matriz de análisis permite organizar, clasificar y examinar de manera sistemática la información obtenida en la revisión documental. Su propósito es establecer una ruta clara de interpretación, asegurando que los datos extraídos de los estudios incluidos se analicen de forma estructurada, coherente y alineada con los objetivos de la investigación.

La tabla se organiza en categorías, que corresponden a los temas abordados en la literatura: optimización de imágenes mediante inteligencia artificial, impacto clínico, transparencia y explicabilidad (XAI), y aplicación clínica real.

Cada una de estas categorías se subdivide en subcategorías, las cuales permiten un análisis más específico y detallado, reconstrucción de imagen, reducción de artefactos, interpretabilidad del modelo, entre otras.

La columna de evidencia esperada señala qué forma de información es necesaria para evaluar adecuadamente cada variable, datos cuantitativos, validación clínica, análisis cualitativos, discusiones éticas, mientras que la columna de autores señala estudios clave que abordan cada tema y sirven como referencia para comprender el estado del conocimiento.

Además, la matriz identifica en las subcategorías una variable analizada y sus indicadores, los cuales representan los criterios concretos y medibles utilizados para valorar los estudios revisados como SNR, PSNR, sensibilidad, especificidad, claridad de las explicaciones XAI, etc. Estos indicadores permiten contrastar de forma objetiva los resultados reportados en la literatura.

En conjunto, esta matriz facilita una lectura comparativa, permite identificar patrones, vacíos de conocimiento y tendencias metodológicas, y constituye la base para el análisis tanto cuantitativo como cualitativo desarrollado posteriormente en la investigación.

Discusión Crítica

Impacto Técnico y Clínico de la IA en radiología

A pesar de estas coincidencias, existen diferencias notables en los enfoques y alcances de los estudios. Narváez et al., (2024) enfatizan la precisión de la IA en la corrección de artefactos, comparándola con la capacidad de un radiólogo experimentado, mientras que Bolívar et al., (2025) ponen mayor énfasis en la mejora de la resolución y la nitidez anatómica. Por su parte, Foti y Longo (2024) se enfocan en la optimización de parámetros de adquisición y la eficiencia operativa, destacando beneficios en la productividad de los servicios radiológicos y la experiencia del paciente.

A pesar de los avances reportados, los estudios también evidencian limitaciones importantes. La mayoría de los modelos fueron entrenados en bases de datos restringidas y bajo condiciones controladas, lo que plantea desafíos de generalización en entornos clínicos reales. Además, existe un vacío de evidencia en cuanto a la validación multicéntrica, la transparencia de los algoritmos y la integración ética de la IA en los flujos de trabajo radiológicos. Estas limitaciones indican que, aunque la IA mejora el proceso técnico de obtención de imágenes, su impacto clínico real aún requiere estudios robustos y contextuales.

Los análisis comparativos (Rodrigues et al., 2023; Open MedScience, 2024; Wu et al., 2025; David et al., 2025) muestran que la IA mejora la calidad diagnóstica, la eficiencia y la precisión anatómica, pero sus impactos clínicos dependen del contexto y tipo de estudio. La mayoría de los modelos fueron entrenados en bases de datos restringidas, lo que plantea desafíos de generalización y limita la validación multicéntrica.

Estas diferencias muestran que, aunque la IA es una herramienta prometedora, su madurez tecnológica y aplicabilidad clínica aún varían dependiendo del tipo de estudio y del

contexto hospitalario. Además, la falta de validación clínica multicéntrica sigue siendo una limitación clave para trasladar los resultados de laboratorio al entorno real. También persisten desafíos relacionados con la explicabilidad algorítmica (XAI), la aceptación profesional y la evaluación de sesgos, los cuales son determinantes para una implementación ética y segura.

Limitaciones Metodológicas y Desafíos de Implementación

A pesar de los avances en el uso de IA en radiología y diagnóstico médico, persisten diversas limitaciones metodológicas y desafíos de implementación que requieren atención crítica. Se evidencian vacíos importantes en la reproducibilidad y la estandarización de protocolos, lo que dificulta la comparación de resultados entre estudios y la adopción segura de modelos en contextos clínicos (Aguirre et al., s.f.). La falta de validaciones multicéntricas y la limitada diversidad de datos aumentan el riesgo de sobreajuste y reducen la generalización de los modelos, especialmente en poblaciones heterogéneas.

En términos técnicos, algunos autores, como Mastrodicasa et al. (2025) y Le et al. (2024), priorizan el rendimiento cuantitativo de los algoritmos, evaluando métricas de precisión y sensibilidad, pero muchas veces a expensas de la transparencia y la aplicabilidad clínica. Esto resalta un desajuste entre los avances tecnológicos y las necesidades de integración segura en la práctica médica.

Desde la perspectiva ética y social, Zavaleta et al. (2025) alertan sobre la presencia de sesgos algorítmicos y la inequidad diagnóstica, enfatizando que los modelos entrenados en datasets limitados pueden perpetuar desigualdades existentes. Este problema se complementa con retos relacionados con la explicabilidad (XAI), ya que la dificultad de interpretar las decisiones de la IA limita la confianza de los profesionales de la salud y la aceptación generalizada de estas herramientas (Borys et al., 2023; Dost y Malika, 2024).

Además, la implementación clínica requiere de protocolos estandarizados, supervisión profesional y validaciones en entornos reales, como destacan Kotter et al., (2025). Sin estos pasos, existe el riesgo de que los modelos, aunque técnicamente avanzados, se utilicen en condiciones que comprometan la seguridad y la calidad de la atención. Por último, la evaluación continua de sesgos, equidad y desempeño en diferentes entornos clínicos sigue siendo un desafío pendiente para garantizar que la IA no solo sea eficaz, sino también segura y justa.

Transparencia Algorítmica

La transparencia algorítmica implica que los sistemas de IA sean comprensibles para los usuarios, incluyendo clínicos y reguladores, lo que es crucial en entornos médicos donde las decisiones afectan directamente la vida del paciente. XAI permite “abrir la caja negra” de modelos complejos como redes neuronales profundas y ofrecer explicaciones sobre cómo se generan los diagnósticos o recomendaciones (Borys et al., 2023; Dost & Malika, 2024).

Asimismo, son cruciales la ética y la regulación, la primera promueve a confianza del paciente y del profesional de la salud, asegurando que las decisiones automatizadas sean verificables y la segunda, promueve la regulación, las agencias como la FDA requieren transparencia en los dispositivos médicos basados en IA para evaluar seguridad y eficacia (U.S. FDA, 2021).

Sesgo de Datos Clínicos

El sesgo en los datos clínicos es un riesgo crítico que puede afectar la precisión diagnóstica de los sistemas de IA. Los modelos entrenados con datos no representativos pueden generar resultados discriminatorios o inexactos, afectando grupos específicos de pacientes (Ghorishi et al., 2023; Zavaleta Monestel et al., 2025).

También existen implicaciones éticas como:

Justicia y equidad: La IA debe tratar de forma equitativa a todos los pacientes, evitando discriminación por edad, género, raza u otras variables (Gundersen y Bærøe, 2022).

Responsabilidad social: Las instituciones deben auditar y corregir sesgos sistemáticamente.

Además de implicaciones regulatorias como:

La recomendación de la documentación detallada de los conjuntos de datos y la implementación de protocolos para detectar y mitigar sesgos antes del despliegue clínico (Kotter et al., 2025; Rhema et al., 2024).

Beneficios para la Práctica Profesional y Paciente

La IA reduce la carga de trabajo repetitiva y errores humanos, potenciando la capacidad analítica del profesional. También disminuye la variabilidad interobservador, estandariza diagnósticos y contribuye a una toma de decisiones más objetiva. No obstante, su integración requiere supervisión humana, capacitación continua y evaluación crítica de los resultados, lo que confirma que la IA, al reducir la carga de trabajo repetitiva y los errores humanos, potencia la capacidad analítica de los profesionales, promoviendo una radiología más precisa, eficiente y centrada en el paciente. Sin embargo, su éxito dependerá de un enfoque colaborativo que combine la innovación tecnológica con la supervisión humana, la capacitación profesional y la transparencia metodológica.

De igual forma, las evidencias analizadas muestran que la IA ha transformado el procesamiento y análisis de imágenes médicas mediante redes profundas y técnicas de aprendizaje automático. Estos avances han permitido la detección y corrección automática de artefactos, la segmentación anatómica precisa y la mejora sustancial de la resolución de imagen.

Desde la perspectiva clínica, la IA ha demostrado reducir la variabilidad interobservador y estandarizar los procesos diagnósticos, contribuyendo a una toma de decisiones más objetiva, confiable y basada en evidencia, lo que se refleja en el desempeño y en la percepción de seguridad y confianza por parte de los profesionales. No obstante, su integración plena requiere supervisión humana continua, capacitación técnica y evaluación crítica de los resultados generados por los algoritmos.

En el ámbito ético y operativo, la inteligencia artificial explicable (XAI) surge como elemento clave para garantizar la transparencia, trazabilidad y comprensión de las decisiones automatizadas, lo que promueve la confianza profesional y la aceptación institucional, indispensables para una adopción responsable.

Sin embargo, persisten desafíos éticos vinculados con la privacidad de los datos clínicos, la responsabilidad ante errores diagnósticos y la posible deshumanización de la práctica médica. La integración ética y regulada de la IA, junto con marcos normativos sólidos, es esencial para equilibrar la innovación con la protección del paciente y el respeto a los principios bioéticos.

Interpretabilidad en la toma de Decisiones

La interpretabilidad permite a los médicos comprender por qué la IA sugiere un diagnóstico o plan de tratamiento, facilitando la integración de la IA como herramienta de apoyo y no como reemplazo del juicio clínico (Longo et al., 2024; Carloni y Sara, 2025).

Igualmente hay implicaciones éticas como fomentar decisiones clínicas informadas, respetando la autonomía profesional y permitir explicar al paciente la base de las recomendaciones, fortaleciendo el consentimiento informado.

En cuanto medidas, algunos marcos regulatorios, como el European AI Act, enfatizan la necesidad de interpretabilidad para sistemas de riesgo alto, incluidos los de diagnóstico médico (Kotter et al., 2025).

Responsabilidad Legal del Diagnóstico Asistido por IA

Aunque la IA puede asistir en el diagnóstico, la responsabilidad última sigue recayendo en el profesional médico o la institución, generando debates sobre la responsabilidad civil y penal ante errores (Sung, 2023; Zavaleta et al., 2025). De esta forma, se deben tener en cuenta aspectos clave como:

Establecer protocolos de uso, asegurando que los resultados de la IA se validen clínicamente antes de decisiones críticas (Kotter et al., 2025).

Documentar la interacción con el sistema de IA como evidencia de la diligencia profesional (Shier y Kwan, 2022).

Regulaciones actuales aún evolucionan, pero enfatizan la trazabilidad y la supervisión humana (U.S. FDA, 2021; Kotter et al., 2025).

En este contexto, la discusión crítica evidencia que el futuro de la IA en radiología no depende solo del desarrollo técnico, sino de su implementación ética, segura y centrada en el paciente, que articule tecnología, formación profesional y valores clínicos.

El análisis comparativo de los hallazgos permite afirmar que, la IA tiene grandes avances en la mejora de la calidad de imagen y la precisión diagnóstica, pero su implementación clínica enfrenta desafíos complejos que trascienden lo tecnológico.

Mastrodicasa et al., (2025) y Le et al., (2024) se enfocan principalmente en el rendimiento de los algoritmos, priorizando indicadores de exactitud y eficiencia. En contraste, Aguirre et al., (s.f.) evidencian que la variabilidad entre equipos, protocolos y entornos clínicos

afecta la reproducibilidad, lo que refuerza la necesidad de protocolos estandarizados y validados internacionalmente. Zavaleta et al., (2025), por su parte, amplían el análisis hacia una dimensión ética, al advertir que el sesgo algorítmico y la falta de representatividad pueden generar inequidades diagnósticas, afectando la justicia en la atención médica.

Desde una perspectiva crítica, estos contrastes reflejan la necesidad de un enfoque multidisciplinario que combine la precisión técnica con la responsabilidad ética y profesional. La implementación de inteligencia artificial explicable (XAI) es un elemento clave que garantiza transparencia, interpretabilidad y confianza clínica, fortaleciendo el rol del profesional de la salud en la supervisión y validación de los resultados automatizados.

El análisis crítico de los hallazgos reconoce que la IA ha logrado avances significativos en la mejora de la calidad diagnóstica, la reducción de la exposición a radiación y la eficiencia operativa en radiología. No obstante, dichos avances aún no garantizan su plena integración clínica, por limitaciones metodológicas y éticas que requieren atención prioritaria. Los estudios coinciden en el potencial de la IA para transformar la práctica radiológica, pero difieren en su grado de madurez, validación y aplicabilidad real.

Además, la consolidación de la IA en entornos clínicos debe sustentarse en validaciones multicéntricas, diversidad de datos y supervisión profesional constante. La explicabilidad (XAI) emerge como un componente esencial para garantizar la transparencia y confianza en los resultados, promoviendo decisiones médicas más seguras y comprensibles. Desde una perspectiva ética y profesional, la IA no debe reemplazar el juicio clínico, sino complementarlo, fortaleciendo la seguridad del paciente y la responsabilidad del radiólogo frente al diagnóstico.

Asimismo, los vacíos identificados en la estandarización metodológica, la equidad diagnóstica y la ausencia de marcos regulatorios específicos subrayan la necesidad de avanzar

hacia una implementación más ética, transparente y centrada en el paciente. La integración responsable de la IA exige equilibrar la innovación tecnológica con los principios de beneficencia, justicia y autonomía, asegurando que el desarrollo científico mantenga siempre la dignidad humana y la confianza profesional como pilares esenciales.

De esta forma, aunque la IA es una herramienta poderosa para mejorar la precisión y eficiencia diagnóstica, su adopción segura y sostenible depende de un enfoque multidimensional que articule rigor técnico, validación ética y compromiso profesional, solo de esta forma se podrá consolidar un modelo de práctica radiológica segura, equitativa y humanizada en la era digital.

En conclusión, la evidencia revisada sugiere que los algoritmos basados en IA tienen el potencial de transformar la práctica radiológica, optimizando la precisión diagnóstica y la eficiencia operativa. Sin embargo, su eficacia y confiabilidad clínica dependerán de validaciones más amplias, de la transparencia algorítmica y de la correcta integración ética en la atención médica, dejando espacio para investigaciones futuras que aborden estos vacíos.

Finalmente, la literatura coincide en que los avances técnicos deben estar acompañados de marcos regulatorios sólidos, formación continua del personal médico y mecanismos de supervisión ética que aseguren la seguridad del paciente, la protección de datos y la rendición de cuentas.

En síntesis, la IA en radiología ofrece un potencial transformador, pero su integración efectiva requiere equilibrar innovación tecnológica, equidad diagnóstica y responsabilidad profesional, promoviendo una práctica médica más segura, transparente y centrada en el paciente.

Consideraciones Éticas y Regulatorias

La inteligencia artificial explicable (XAI) es fundamental para garantizar transparencia, trazabilidad y confianza en la toma de decisiones automatizadas. Sin embargo, persisten desafíos éticos vinculados a la privacidad de datos, responsabilidad ante errores diagnósticos y posible deshumanización de la práctica médica. La implementación ética y regulada de la IA, junto con marcos normativos sólidos, es esencial para equilibrar innovación tecnológica con seguridad del paciente y respeto a principios bioéticos, beneficencia, justicia, autonomía.

Este análisis evidencia que el éxito de la IA no depende únicamente del desarrollo técnico, sino de su aplicación ética y responsable, con supervisión profesional, formación continua y marcos regulatorios claros que promuevan transparencia, equidad y confianza institucional.

En conjunto, la evidencia sugiere que los algoritmos de IA tienen el potencial de transformar la radiología, optimizando precisión diagnóstica y eficiencia operativa. Su implementación segura y efectiva requiere validaciones multicéntricas, transparencia algorítmica y un enfoque multidimensional que articule rigor técnico, ética profesional y compromiso con el paciente.

Conclusiones

Los algoritmos de IA, especialmente aquellos basados en redes neuronales profundas, han demostrado ser eficaces en la detección, en la corrección automática de artefactos y en la mejora de la resolución de imagen y segmentación anatómica. Esto evidencia que la IA no solo optimiza la calidad técnica de las imágenes, sino que también contribuye a diagnósticos más precisos y confiables. Sin embargo, el verdadero potencial de estas tecnologías se alcanza cuando su implementación se realiza de manera ética, supervisada y transparente, respetando los protocolos clínicos y el bienestar del paciente.

La integración de la IA en la resonancia magnética ha mostrado reducción de la variabilidad interobservador, disminuyendo la dependencia del juicio individual del radiólogo y permitiendo una toma de decisiones clínicas más consistente y confiable. Además, la automatización de tareas de control de calidad y optimización de parámetros contribuye a la eficiencia operativa, reduciendo los tiempos de exploración y el uso innecesario de recursos. Esto refuerza la idea de que la IA puede mejorar simultáneamente la calidad diagnóstica y la productividad de los servicios radiológicos.

Los modelos de segmentación automática basados en IA han demostrado avances significativos en la detección y corrección automática de artefactos, mejora de la resolución de imagen y segmentación anatómica. Estos sistemas permiten identificar estructuras anatómicas complejas y lesiones sutiles con alta precisión, optimizando la calidad diagnóstica y contribuyendo a diagnósticos más tempranos y confiables.

La aplicación de la IA facilita la reducción de la variabilidad interobservador y la toma de decisiones clínicas más consistentes. La automatización de tareas repetitivas y la estandarización de la interpretación radiológica mejoran el flujo de trabajo en entornos clínicos de alta demanda,

liberando tiempo para el análisis clínico y fortaleciendo la capacidad de los profesionales de la salud para realizar evaluaciones más precisas y confiables.

La implementación de la IA en segmentación de imágenes presenta limitaciones importantes, como la falta de estandarización metodológica, la validación insuficiente en poblaciones diversas y los riesgos de sesgo en los datos. Esto resalta la necesidad de protocolos uniformes, auditorías continuas y colaboración interdisciplinaria, asegurando que la adopción de la IA sea ética, transparente y centrada en el paciente, cumpliendo con el tercer objetivo específico sobre implicaciones clínicas, éticas y operativas en entornos radiológicos.

La IA ha tenido avances significativos en la detección y corrección automática de artefactos, la segmentación anatómica y la mejora de la resolución de imagen en resonancia magnética y tomografía computarizada. Estas innovaciones elevan la calidad diagnóstica, reducen los tiempos de procesamiento y fortalecen la eficiencia clínica, contribuyendo a un diagnóstico más temprano y preciso.

Los modelos de IA han demostrado un impacto positivo en la reducción de la variabilidad interobservador y en la toma de decisiones clínicas más consistentes, ayudando la estandarización diagnóstica y la confiabilidad de los resultados. No obstante, su efectividad depende de la validación externa, la supervisión humana y la formación continua del personal médico, factores indispensables para garantizar su pertinencia clínica y seguridad diagnóstica.

La integración de modelos de inteligencia artificial explicable (XAI) en radiología son una oportunidad para fortalecer la transparencia, la confianza profesional y la seguridad del paciente. Sin embargo, su implementación debe regirse por principios éticos de beneficencia, justicia y autonomía, garantizando la protección de los datos personales y evitando la deshumanización del acto médico. Una adopción responsable de la IA exige equilibrar la

innovación tecnológica con la reflexión ética y la responsabilidad profesional, asegurando un uso centrado en el bienestar y la dignidad del paciente.

Se concluye que los modelos de IA, aunque muestran un desempeño sobresaliente en entornos controlados, requieren evaluaciones multicéntricas, poblaciones heterogéneas y escenarios clínicos reales. Solo mediante esta validación externa rigurosa es posible asegurar que los avances técnicos en detección y corrección de artefactos, mejora de resolución y segmentación anatómica, sean beneficios reales. Este proceso garantiza que la innovación tecnológica se oriente efectivamente hacia la mejora de la calidad diagnóstica y la seguridad del paciente.

Se evidencia que la reproducibilidad y la confiabilidad de los resultados de la IA dependen de la existencia de protocolos estandarizados que regulen la adquisición de imágenes y los procesos de análisis automatizado. La implementación de lineamientos técnicos uniformes fortalece la precisión diagnóstica, reduce la variabilidad interobservador y mejora la consistencia de la toma de decisiones clínicas. Asimismo, la capacitación continua del personal médico y la supervisión humana de los algoritmos son componentes esenciales para consolidar una práctica radiológica responsable y de alta calidad.

La evaluación de los modelos debe incorporar métricas de equidad y detección de sesgo que garanticen resultados justos y aplicables a diferentes poblaciones. La integración de estos criterios éticos y sociales fortalecen la confiabilidad y promueven una práctica radiológica más segura, equitativa, responsable y centrada en el paciente. Desde una perspectiva profesional, la adopción responsable de la IA exige un compromiso con los principios de beneficencia, justicia y autonomía, garantizando que la tecnología complemente y no sustituya el juicio médico,

manteniendo siempre la dignidad y el bienestar del paciente como eje central de la práctica médica.

La IA tiene demuestra un potencial transformador al optimizar procedimientos diagnósticos y terapéuticos, mejorando la resolución de imagen, la detección y corrección de artefactos, y la segmentación anatómica. Estos avances contribuyen a una mayor seguridad del paciente, reduciendo la exposición a radiación sin comprometer la calidad diagnóstica y elevando los estándares de precisión y eficiencia en la atención médica.

La implementación clínica de la IA requiere validaciones multicéntricas que incluyan poblaciones diversas y protocolos heterogéneos, asegurando reproducibilidad y consistencia en distintos entornos. Esto permite reducir la variabilidad interobservador, fortalecer la confianza en la interpretación de imágenes y garantizar decisiones médicas más consistentes y basadas en evidencia, traduciendo los avances tecnológicos en un beneficio clínico tangible.

El uso responsable de la IA implica una adopción ética, transparente y centrada en el paciente, donde la explicabilidad y la supervisión humana son esenciales. La incorporación de estos principios permite una práctica radiológica más segura, equitativa y confiable, promoviendo una medicina personalizada que maximiza la eficiencia de los recursos, minimiza riesgos y mejora tanto la experiencia como los resultados de la atención sanitaria.

Por último, aunque los avances en IA ofrecen oportunidades claras para mejorar la práctica clínica, existen desafíos importantes relacionados con la validación multicéntrica, la generalización de modelos y la integración ética en los procesos asistenciales. La supervisión humana sigue siendo esencial, asegurando que los algoritmos apoyen la toma de decisiones médicas sin comprometer la equidad ni la confianza en el acto diagnóstico.

Reflexión Final

La revisión documental permitió comprender que la IA explicable no solo optimiza la calidad técnica de las imágenes, sino que también fomenta una práctica médica más ética y segura, al proporcionar herramientas que justifican decisiones diagnósticas y fortalecen la confianza profesional. Al facilitar herramientas que justifican decisiones diagnósticas, la IA fortalecen la confianza profesional, promueve la transparencia en la interpretación de resultados y contribuye a una atención más responsable, donde los avances tecnológicos se alinean con los principios de equidad y responsabilidad clínica.

Asimismo, el análisis comparativo de los estudios evidencia que la adopción efectiva de la IA requiere que los profesionales de radiología desarrollen competencias sólidas en interpretación de algoritmos, manejo de datos y control de calidad digital. Este aprendizaje contribuye a consolidar una formación integral que combina habilidades técnicas, juicio crítico y criterios éticos, preparando a los especialistas para integrar la IA de manera segura y confiable en su práctica clínica diaria, optimizando la toma de decisiones y fortaleciendo la responsabilidad profesional.

El aprendizaje investigativo manifestó la capacidad de los profesionales para evaluar críticamente los avances, las limitaciones y los vacíos existentes en la evidencia científica. Esta reflexión promueve una actitud profesional orientada a la innovación responsable, donde la tecnología no solo mejora la práctica radiológica, sino que también fortalece la toma de decisiones informadas, la transparencia diagnóstica y la integridad ética, fomentando un entorno de aprendizaje continuo y adaptación frente a los desafíos de la medicina moderna.

La investigación mostró que la implementación segura de la IA depende de la existencia de protocolos estandarizados tanto para la adquisición de imágenes como para los procesos de

análisis automatizado, lo que garantiza que la mejora técnica se traduzca en diagnósticos consistentes y confiables, independientemente del entorno clínico o del equipo de trabajo, y resalta la necesidad de lineamientos uniformes que permitan la comparabilidad de resultados y la reproducibilidad científica, fortaleciendo la calidad de la atención radiológica.

La revisión literaria evidenció que la IA en radiología permite reducir la exposición radiológica, minimizar riesgos asociados a repeticiones de pruebas y optimizar los tiempos de escaneo. Estos avances reflejan cómo la investigación aplicada fortalece la calidad asistencial, protege al paciente y maximiza la eficiencia de los recursos clínicos, integrando criterios de seguridad y responsabilidad profesional en la formación de los especialistas y consolidando la radiología digital como una disciplina más precisa y confiable.

Recomendaciones

Se recomienda que futuros estudios utilicen bases de datos más amplias, diversos equipos de imagen y poblaciones heterogéneas, con el fin de mejorar la reproducibilidad, la generalización y la confiabilidad de los modelos de inteligencia artificial aplicados a resonancia magnética.

Es necesario diseñar y adoptar guías operativas claras para la integración de sistemas basados en IA en el flujo radiológico, asegurando que los algoritmos sean validados clínicamente antes de emplearse para decisiones diagnósticas de alto impacto. Además de incluir datos clínicos representativos de distintos grupos poblacionales. Esto ayuda a evitar sesgos en el diagnóstico y contribuye a una práctica médica ética, equitativa y centrada en el paciente.

Es fundamental que las instituciones establezcan marcos de responsabilidad compartida, donde se clarifique el rol del radiólogo, del desarrollador y del sistema de IA en caso de errores diagnósticos o fallas tecnológicas. Los profesionales en radiología deben recibir capacitación permanente sobre el funcionamiento, limitaciones y riesgos de los sistemas de IA, para asegurar un uso seguro, crítico y competente de estas herramientas.

Se recomienda que los centros médicos mantengan monitoreo periódico del desempeño de los algoritmos, garantizando que su funcionamiento siga siendo preciso, ético y seguro dentro del entorno clínico. Además de promover la colaboración interdisciplinaria, los proyectos deben integrar radiólogos, ingenieros, expertos en ética, legisladores y especialistas en ciencias de datos para garantizar desarrollos técnicamente sólidos y éticamente responsables.

Futuros trabajos deberían evaluar el impacto real de la IA en la práctica clínica a largo plazo, considerando variables como eficiencia operativa, precisión diagnóstica, aceptación profesional y percepción del paciente.

Referencias Bibliográficas

- Aguirre, F., Carballo, L., González, X. & Gigirey, V. (s.f.). *Inteligencia artificial aplicada a la imagen médica: Revisión de tema*. Revista de Diagnóstico por Imágenes.
<https://sriuy.org.uy/ojs/index.php/Rdi/article/view/94>
- Arias, F. G. (2020). *El proyecto de investigación* (8.^a ed.). Editorial Episteme.
<https://abacoenred.org/wp-content/uploads/2019/02/El-proyecto-de-investigaci%C3%B3n-F.G.-Arias-2012-pdf.pdf>
- Bermúdez, S. (s.f.). *La inteligencia artificial aplicada a la obtención de imágenes en resonancia magnética en neurorradiología*. Revista Colombiana de Radiología.
<https://rcr.acronline.org/index.php/rcr/article/view/356>
- Bolívar, E., Echavarría, D., Mesa, M., Osorio, J. & Vélez, K. (2025). *Contribuciones de la IA en la mejora de la calidad de imagen en resonancia magnética (RM)* [Trabajo de grado, Universidad Nacional Abierta y a Distancia]. Repositorio Institucional UNAD.
<https://repository.unad.edu.co/bitstream/handle/10596/69136/Kveleze.pdf?sequence=3&isAllowed=y>
- Bommer, P. L., Kretschmer, M., Hedström, A., Bareeva, D., & Höhne, M. M. (2024). Finding the Right XAI Method—A Guide for the Evaluation and Ranking of Explainable AI Methods in Climate Science. *Artificial Intelligence for the Earth Systems*, 3(3), e230074. <https://doi.org/10.1175/AIES-D-23-0074.1>
- Borys, K., Schmitt, Y., Nauta, M., Seifert, C., Krämer, N., Friedrich, C. & Nensa, F. (2023). Explainable AI in medical imaging: An overview for clinical practitioners – Saliency-based XAI approaches. *European Journal of Radiology*, 162, 110787.
<https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2023.110787>

- Brand, C., Figueroa, M., Mezu, H., Orejuela, A. & Vanegas, K. (2025). *Aplicaciones clínicas de la IA en imágenes médicas: estudio exploratorio*. Universidad Nacional Abierta y a Distancia (UNAD). <https://repository.unad.edu.co/handle/10596/68471>
- Caicedo, C., Gómez, D., Suárez, K., Pinto, K. & Taborda, K. (2025). *Impacto de la inteligencia artificial en la calidad y precisión diagnóstica de imágenes médicas*. Universidad Nacional Abierta y a Distancia (UNAD). <https://repository.unad.edu.co/handle/10596/68983>
- Carlioni, G. & Sara, A. (2025). The role of causality in Explainable Artificial Intelligence. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 15(2), e70015. <https://doi.org/10.1002/widm.70015>
- Cedeño, L., Gaviria, L., Rey, E., Hernández, P. & Trujillo, M. (2025). *Análisis de la inteligencia artificial en la mejora del diagnóstico médico por imágenes*. Universidad Nacional Abierta y a Distancia (UNAD). <https://repository.unad.edu.co/handle/10596/68288>
- Creswell, J. W., & Plano Clark, V. L. (2018). *Diseños de investigación mixtos: Enfoque y procedimientos*. Pearson Educación. <https://academia.utp.edu.co/seminario-investigacion-II/files/2017/08/INVESTIGACION-CUALITATIVACreswell.pdf>
- CT Read. (2025). Interpretación por IA de resonancias magnéticas. Análisis avanzado por IA para resonancias magnéticas. <https://ctread.com/es/mri>
- David, A., Olawade, D., Vanderbloemen, L., Rotifa, O., Chinaza, S., Egbon, E., Owoidighe, A., Adeleke, S., Ghose, A., & Boussios, S. (2025). AI-driven advances in low-dose imaging and enhancement—A review. *Diagnostics*, 15(6), 689. <https://doi.org/10.3390/diagnostics15060689>

- Dost, M., & Malika, B. (2024). Descubriendo la caja negra: una revisión sistemática de la inteligencia artificial explicable en el análisis de imágenes médicas. *Computational and Structural Biotechnology Journal*, 22, Art. 1023.
<https://doi.org/10.1016/j.csbj.2024.08.005>
- Ehsan, U., Passi, S., Vera, Q., Chan, L., Lee, I., Muller, M. & Riedl, M. (2024). *The Who in XAI: How AI Background Shapes Perceptions Of AI Explanations*. arXiv.
<https://arxiv.org/html/2107.13509v2>
- U.S. Food and Drug Administration. (2021). *Artificial Intelligence/Machine Learning (AI/ML)-Based Software as a Medical Device (SaMD) Action Plan*.
<https://www.fda.gov/media/145022/download>
- Flick, U. (2015). *Introducción a la investigación cualitativa* (6.^a ed.). Morata.
https://edmorata.es/wp-content/uploads/2021/02/Flick.-Introduccion-a-la-investigacion-cualitativa_prw.pdf
- Foti, G. & Longo, C. (2024). Aprendizaje profundo e IA para reducir el tiempo de escaneo de imágenes por resonancia magnética: Ventajas y desventajas en la práctica clínica. *Polish Journal of Radiology*, 89, 128–137. <https://doi.org/10.5114/pjr/192822>
- Ghorishi, A., Ogunfuwa, F., Ghaddar, T., Kandah, M., Smithe, B., Ta, Q., Alayon, A. & Amundson, P. (2023). Narrative review of open source, proprietary, and experimental artificial intelligence algorithms in radiology. *Journal of Medical Artificial Intelligence*, 10(1), Article 7717. <https://jmai.amegroups.org/article/view/7717/html>
- Gundersen, T. & Bærøe, K. (2022). The Future Ethics of Artificial Intelligence in Medicine: Making Sense of Collaborative Models. *Sci Eng Ethics* 28, 17.
<https://doi.org/10.1007/s11948-022-00369-2>

- Hakizimana, G. & Ledezma, A. (2025). Nomological deductive reasoning for trustworthy, human-readable, and actionable AI outputs. *Algorithms*, 18(6), 306.
<https://doi.org/10.3390/a18060306>
- Hamida, S. U., Chowdhury, M. J. M., Chakraborty, N. R., Biswas, K., & Sami, S. K. (2024). Exploring the Landscape of Explainable Artificial Intelligence (XAI): A Systematic Review of Techniques and Applications. *Big Data and Cognitive Computing*, 8(11), 149.
<https://doi.org/10.3390/bdcc8110149>
- Hepseeba, C., & Barkana, B. D. (2023). Extracción de características y evaluación del rendimiento basadas en aprendizaje profundo y conocimiento experto en imágenes de histopatología mamaria. *Cancers*, 15(12), 3075. <https://doi.org/10.3390/cancers15123075>
- Hernández-Sampieri, R., Fernández-Collado, C., & Baptista, M. P. (2022). *Metodología de la investigación* (7.^a ed.). McGraw-Hill Education.
https://books.google.com.co/books?id=5A2QDwAAQBAJ&printsec=frontcover&hl=es&source=gsb_ge_summary_r&cad=0#v=onepage&q&f=false
- Huang, C., Chiang, H., Hsieh, C., Chou, C., Jhou, Z., Hou, T., & Shaw, J. (2023). Using deep-learning-based AI technique to automatically evaluate the collateral status of multiphase CTA in acute ischemic stroke. *Tomography*, 9(2), 52–61.
<https://doi.org/10.3390/tomography9020052>
- Kotter, E., D'Antonoli, T. A., Cuocolo, R., Hierath, M., Huisman, M., Klontzas, M. E., van Ooijen, P. M. A., Pinto dos Santos, D., & Bellemo, A. (2025). *Guiding AI in radiology: ESR's recommendations for effective implementation of the European AI Act. Insights into Imaging*, 16, 33. <https://doi.org/10.1186/s13244-025-01905-x>

- Le, E., Wang, Y., Huang, Y. M., Hickman, S. & Gilbert, F. (2019). Artificial intelligence in breast imaging. *Clinical Radiology*, 74(9), 712–720.
<https://doi.org/10.1016/j.crad.2019.02.006>
- Lippi, G. & Plebani, M. (2025). Luces y sombras de la inteligencia artificial en la medicina de laboratorio. *Advances in Laboratory Medicine / Avances en Medicina de Laboratorio*, vol. 6, no. 1, 2025, pp. 4-6. <https://doi.org/10.1515/almed-2025-0039>
- Liu, C., Zhang, L., Sun, Y., Geng, L., Wang, R., Shi, K., & Wan, J. (2023). Application of CT and MRI images based on an artificial intelligence algorithm for predicting lymph node metastasis in breast cancer patients: A meta-analysis. *BMC Cancer*, 23, Article 11638.
<https://doi.org/10.1186/s12885-023-11638-z>
- Longo, L., Brcic, M., Cabitza, F., Choi, J., Confalonieri, R., Del Ser, J., Guidotti, R., Hayashi, Y., Herrera, F., Holzinger, A., Jiang, R., Khosravi, H., Lecue, F., Malgieri, G., Páez, A., Samek, W., Schneider, J., Speith, T. & Stumpf, S. (2024). *Explainable Artificial Intelligence (XAI) 2.0: A manifesto of open challenges and interdisciplinary research directions*. *Information Fusion*, 103, 102301.
<https://doi.org/10.1016/j.inffus.2024.102301>
- López, J. & Pérez, M. (2022). Inteligencia artificial explicable, una perspectiva al problema de la clasificación automática de COVID-19 mediante radiografías de tórax. *MediSur*, 20(2), 341–351. <https://www.redalyc.org/journal/1800/180071548019/html/>
- Mastrodicasa, D., Van Assen, M., Huisman, M., Leiner, T., Williamson, E., Nicol, E., Allen, B., Saba, L., Vliegenthart, R., & Hanneman, K. (2025). Uso de IA en TC cardíaca y RM: una declaración científica de ESCR, EuSoMII, NASCI, SCCT, SCMR, SIIM y RSNA. *Radiology*. <https://doi.org/10.1148/radiol.240516>

- Mathew, D. E., Ebem, D. U., Ikegwu, A. C., Ukeoma, P. E., & Dibiazue, N. F. (2025). Recent emerging techniques in explainable artificial intelligence to enhance the interpretable and understanding of AI models for human. *Neural Processing Letters*, 57, Article 16. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11063-025-11732-2#citeas>
- MedImaging. (2024). *Sistema de TC habilitado por IA proporciona resultados de imágenes más precisos y confiables*. <https://www.medimaging.es/imaginologia-general/articles/294800754>
- Mora, S. (2025). *El rol de la inteligencia artificial en la interpretación de imágenes médicas: avances y desafíos en la radiología*. *Revista PentaCiencias*, 7(4), Artículo 1578. <https://doi.org/10.59169/pentaciencias.v7i4.1578>
- Mumuni, F. & Mumuni, A. (2025). *Explainable artificial intelligence (XAI): From inherent explainability to large language models*. arXiv. <https://arxiv.org/html/2501.09967v1>
- Narváez, M., Herrera, D., & Ladino, A. (2024). *Impacto de la inteligencia artificial en el control de la calidad de imágenes radiológicas y la detección de artefactos*. Universidad Nacional Abierta y a Distancia (UNAD). <https://repository.unad.edu.co/bitstream/handle/10596/63440/alladinog.pdf>
- Obuchowicz, R., Strzelecki, M., & Piórkowski, A. (2024). Clinical applications of artificial intelligence in medical imaging and image processing—A review. *Cancers*, 16(10), 1870. <https://doi.org/10.3390/cancers16101870>
- Obuchowicz, R., Lasek, J., Wodziński, M., Piórkowski, A., Strzelecki, M., & Nurzynska, K. (2025). *Artificial intelligence-empowered radiology — current status and critical review*. *Diagnostics*, 15(3), 282. <https://doi.org/10.3390/diagnostics15030282>

- Open MedScience. (2024). Transformando la resonancia magnética: el poder de la inteligencia artificial. *Open MedScience*. <https://openmedscience.com/transforming-magnetic-resonance-the-power-of-artificial-intelligence/>
- Paudyal, R., Shah, A., Akin, O., Do, R., Shridhar, M., Hatzoglou, V., Mahmood, U., Lee, N., Wong, R., Banerjee, S., Shin, J., Veeraraghavan, H. & ShuklaDave, A. (2023). Inteligencia artificial en imágenes por TC y RM para aplicaciones oncológicas. *Cancers*, 15(9), Article 2573. <https://doi.org/10.3390/cancers15092573>
- Pierre, K., Haneberg, A., Kwak, S., Peters, K., Hochegger, B., Sananmuang, T., Tunlayadechanopnt, P., Tighe, P., Mancuso, A., & Forghani, R. (2023). *Applications of artificial intelligence in the radiology roundtrip: Process streamlining, workflow optimization, and beyond*. *Radiology: Artificial Intelligence*. <https://doi.org/10.1053/j.ro.2023.02.003>
- Potonik, J., Foley, S. & Thomas, E. (2023). *Current and potential applications of artificial intelligence in medical imaging practice: A narrative review*. *Journal of Medical Imaging and Radiation Sciences*, 54(3), 316–325. <https://doi.org/10.1016/j.jmir.2023.03.033>
- Radiological Society of North America. (2025). *The future of radiology: AI's transformative role in medical imaging*. <https://www.rsna.org/news/2025/january/role-of-ai-in-medical-imaging>
- Real Academia Nacional de Medicina de España. (2025, 22 septiembre). *La resonancia magnética con la inteligencia artificial permite una detección más temprana, un diagnóstico más preciso y un manejo más personalizado de las enfermedades cardíacas*. <https://ranm.es/2025/09/la-resonancia-magnetica-con-la-inteligencia-artificial-permite->

[una-deteccion-mas-temprana-un-diagnostico-mas-preciso-y-un-manejo-mas-personalizado-de-las-enfermedades-cardiacas/](#)

Rhema, O., Yunusov, K. & Gordon, B. (2024). *Applications of generative AI in healthcare: algorithmic, ethical, legal and societal considerations*. arXiv.

<https://arxiv.org/html/2406.10632v1>

Rodrigues, N., Silva, S., Vanneschi, L., & Papanikolaou, N. (2023). A comparative study of automated deep learning segmentation models for prostate MRI. *Cancers*, 15(5), 1467.

<https://doi.org/10.3390/cancers15051467>

Sharma, S. (2023). Artificial intelligence for fracture diagnosis in orthopedic X-rays: current developments and future potential. *SICOT-J*, 9, Article 18.

<https://doi.org/10.1051/sicotj/2023018>

Shier, N., & Kwan, H. (2022). *Desafíos actuales de la implementación de la inteligencia artificial en imágenes médicas*. *Physica Medica*, 103, 102–109.

<https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2022.06.003>

Shimron, E., & Perlman, O. (2023). *AI in MRI: Computational frameworks for a faster, optimized, and automated imaging workflow*. *Bioengineering*, 10(4), 492.

<https://doi.org/10.3390/bioengineering10040492>

Singh, S., Sarrami, A., Gatidis, S., Varniab, Z., Chaudhari, A., & Daldrup-Link, H. (2024). *Applications of artificial intelligence for pediatric cancer imaging*. *American Journal of Roentgenology (AJR)*.

<https://doi.org/10.2214/AJR.24.31076>

Sung, J. (2023). Artificial intelligence in medicine: Ethical, social and legal perspectives. *Ann Acad Med Singap*.

52(12):695-699. <https://doi.org/10.47102/annals-acadmedsg.2023103>

- Tamayo, M., & Tamayo, M. (2009). *El proceso de la investigación científica* (5.^a ed.). Limusa.
<https://sf4b82729bdc99ec0.jimcontent.com/download/version/1519911872/module/13872381678/name/La%20investigaci%C3%B3n%20cient%C3%ADfica%20Tamayo%20y%20Tamayo.pdf>
- Trillo, T., Escobar, M., Perez, M., Suarez, B. & Rodriguez, F. (2024). La inteligencia artificial como herramienta en radiología. *Seram*, 1(1). <https://piper.espacio-seram.com/index.php/seram/article/view/10989>
- Vries, B., Zwezerijnen, G., Burchell, G., Van Velden, F., houven, C. & Boellaard, R. (2023). Explainable artificial intelligence (XAI) in radiology and nuclear medicine: a literature review. <https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1180773>
- Wu, C., Andaloussi, M. A., Hormuth, D., Lima, E., Lorenzo, G., Stowers, C., Ravula, S., Levac, B., Dimakis, A., Tamir, J., Brock, K., Chung, C., & Yankeelov, T. (2025). Una evaluación crítica de la inteligencia artificial en la resonancia magnética del cáncer. *Nature Cancer Imaging*, 1(1). <https://doi.org/10.1038/s44303-025-00076-0>
- Yang, W., Wei, Y., Wei, H., Chen, Y., Huang, G., Li, X., Li, R., Yao, N., Wang, X., Gu, X., Bilal, M. & Kang, B. (2023). Survey on Explainable AI: From Approaches, Limitations and Applications Aspects. *Hum-Cent Intell Syst* 3, 161–188.
<https://doi.org/10.1007/s44230-023-00038-y>
- Zaharchuk, G., & Davidzon, G. (2021). Artificial intelligence for optimization and interpretation of PET/CT and PET/MR images. *Seminars in Nuclear Medicine*, 51(1), 14–27.
<https://doi.org/10.1053/j.semnuclmed.2020.10.001>
- Zavaleta-Monestel, E., Anchía-Alfaro, A., Rojas-Chinchilla, C., Quesada-Loria, D. F., & Arguedas-Chacón, S. (2025). *Ethical and practical dimensions of artificial intelligence*

(AI) in healthcare: A comprehensive study of professional perceptions. Cureus, 17(2), e78416. <https://doi.org/10.7759/cureus.78416>

Zhang, S., Zhu, Z., Yu, Z., Sun, H., Sun, Y., Huang, H., Xu, L., & Wan, J. (2025). Effectiveness of AI for enhancing computed tomography image quality and radiation protection in radiology: Systematic review and meta-analysis. *Journal of Medical Internet Research, 27, e66622. <https://doi.org/10.2196/66622>*