



UNIVERSIDAD PERUANA
CAYETANO HEREDIA

Facultad de
MEDICINA

IMPACTO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA MEJORA DEL
DIAGNÓSTICO POR IMÁGENES DEL CÁNCER DE MAMA: UNA
REVISIÓN DE ALCANCE

IMPACT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN IMPROVING BREAST
CANCER IMAGING: SCOPING REVIEW

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

AUTORES

KEVIN ALDAIR ARAMBURU TORRES

YADIRA FIORELLA CHAVEZ ROA

PIERO CESAR NUÑEZ RIVAS

ASESOR

GUILLERMO BRAVO PUENTE

CO-ASESOR

LUIS ALEXANDER ORREGO FERREYROS

LIMA - PERÚ

2025

JURADO

Presidente: MG. CECILIA LUIS MIRANDA

Vocal: MG. LUPE YSABEL VIDAL VALENZUELA

Secretario: LIC. FELIX ALEXANDER NEYRA AGUILAR

Fecha de Sustentación: 27 de mayo del 2025

Calificación: Aprobado

ASESORES DE TESIS

ASESOR

DR. GUILLERMO BRAVO PUENTE

Departamento Académico de Tecnología Médica

ORCID: 0009-0004-3846-6751

CO-ASESOR

MG. LUIS ALEXANDER ORREGO FERREYROS

Departamento Académico de Clínicas Médicas

ORCID: 0000-0003-3502-2384

DEDICATORIA

Dedico este logro a Dios por alumbrar mi camino, y hacerme entender que todo tiene su momento y proceso. A mis padres por nunca soltarme la mano y demostrarme que todo es posible con esfuerzo y disciplina. A mis abuelos, mis segundos padres, por su inagotable apoyo y amor. A mi familia por cada palabra de aliento para seguir adelante. Nada hubiera sido posible sin ustedes. Lo logramos, familia.

- Kevin Aldair Aramburu Torres

Dedico este logro a Dios por darme la sabiduría, fortaleza y la perseverancia necesaria para cumplir mis metas. A mis padres por su esfuerzo de convertirme en profesional, por su amor incondicional y por ser mi mayor fuente de motivación; a mi hermano, por ser mi apoyo constante y por ser mi guía y ejemplo de superación. Este logro es el reflejo de lo que ustedes sembraron.

- Chavez Roa Yadira Fiorella.

A mis padres, cuyo amor es mi mayor motor y cuyo apoyo incondicional me ha sostenido en cada paso de este camino: los amo profundamente. La perseverancia es la llama que nunca se apagó y que me acompañó siempre. A mis compañeros, por caminar a mi lado y por construir juntos este proyecto con esfuerzo, compromiso y convicción.

- Piero Cesar Nuñez Rivas

Por último, queremos dedicar este logro a nuestro compañero Carlos Kenyo Alvarado León, pieza clave en nuestra vida universitaria y en nuestras vidas.

AGRADECIMIENTOS

Quisiéramos agradecer a nuestros familiares por su amor, comprensión y motivación en cada etapa de este camino. Gracias por habernos brindado la fortaleza necesaria para seguir adelante y por ayudarnos a cumplir nuestras metas.

También queremos agradecer profundamente a nuestros asesores el Dr. Guillermo Bravo Puente y el Mg. Luis Alexander Orrego Ferreyros por su guía, paciencia y dedicación, lo cual ha sido fundamental para la realización de este trabajo de investigación, muchas gracias por todo su tiempo, conocimientos y aportes brindados.

FUENTES DE FINANCIAMIENTO

Autofinanciado

DECLARACIÓN DE CONFLICTO DE INTERÉS

Los autores declaran no tener conflicto de interés

RESULTADO DE INFORME DE SIMILITUD



UNIVERSIDAD PERUANA
CAYETANO HEREDIA

Facultad de
MEDICINA

IMPACTO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA MEJORA DEL
DIAGNÓSTICO POR IMÁGENES DEL CÁNCER DE MAMA: UNA
REVISIÓN DE ALCANCE

IMPACT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN IMPROVING BREAST
CANCER IMAGING: SCOPING REVIEW

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

AUTORES

KEVIN ALDAIR ARAMBURU TORRES

YADIRA FIORELLA CHAVEZ ROA

PIERO CESAR NUÑEZ RIVAS

ASESOR

GUILLERMO BRAVO PUENTE

CO-ASESOR

LUIS ALEXANDER ORREGO FERREYROS

LIMA - PERÚ

2025



18% Similitud

Filtros

estándar

Fuentes

Mostrar las fuentes solapadas

1 Internet

repositorio.upch.edu.pe 2%

9 bloques de texto 103 palabra que coinciden

2 Internet

www.coursehero.com <1%

5 bloques de texto 45 palabra que coinciden

3 Internet

dspace.ucuenca.edu.ec <1%

4 bloques de texto 38 palabra que coinciden

4 Internet

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN

ABSTRACT

I.	INTRODUCCIÓN	1
I.	OBJETIVOS.....	5
II.	MATERIALES Y MÉTODOS	6
III.	RESULTADOS	8
IV.	DISCUSIÓN.....	17
V.	LIMITACIONES	20
VI.	CONCLUSIONES	21
VII.	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	22
VIII.	TABLAS	26
IX.	ANEXOS	

RESUMEN

Antecedentes: El cáncer de mama es la enfermedad maligna más frecuente en mujeres a nivel mundial. En el Perú, representa la neoplasia más prevalente y la segunda causa principal de muerte en mujeres. **Objetivo:** Explorar la evidencia existente sobre el impacto de la inteligencia artificial en la mejora del diagnóstico por imágenes del cáncer de mama. **Metodología:** Se realizó una revisión de alcance siguiendo las guías del Joanna Briggs Institute y la declaración PRISMA-ScR. Se incluyeron estudios con acceso completo, publicados entre el 2014 y 2024. La búsqueda se efectuó en bases de datos como PubMed, Web of Science, Scopus, EMBASE y Google Académico, además de literatura gris. **Resultados:** Se analizaron diez artículos (5 estudios observacionales retrospectivos, 3 ensayos clínicos y 2 experimentales). La IA mejoró la calidad de las mamografías mediante realce de imagen y segmentación, optimizó la clasificación de lesiones en resonancia magnética multiparamétrica, disminuyó la carga de trabajo sin comprometer la detección de cánceres invasivos, logrando una tasa de detección similar al método convencional. En el procesamiento de imágenes, permitió la eliminación de ruido, mejoró el contraste y la segmentación de alta precisión. Aumentó la sensibilidad y la precisión diagnóstica, reduciendo falsos positivos y mejorando la clasificación de lesiones. Elevó el área bajo la curva ROC y la precisión de los radiólogos sin afectar el flujo de trabajo. **Conclusiones:** La inteligencia artificial es una herramienta que ayuda en la mejora integral del diagnóstico por imágenes del cáncer de mama ya que mejora los procesos de adquisición, procesamiento e interpretación diagnóstica de las imágenes, lo cual es beneficioso para los sistemas de salud.

Palabras clave: Inteligencia artificial, Cáncer de mama, Diagnóstico por imágenes.

ABSTRACT

Background: Breast cancer is the most common malignant disease in women worldwide. In Peru, it represents the most prevalent neoplasm and the second leading cause of death among women. **Objective:** To explore the existing evidence on the impact of artificial intelligence on the improvement of breast cancer imaging diagnosis. **Methodology:** A scoping review was conducted following the guidelines of the Joanna Briggs Institute and the PRISMA-ScR statement. Studies with full access, published between 2014 and 2024, were included. The search was conducted in databases such as PubMed, Web of Science, Scopus, EMBASE, and Google Scholar, as well as gray literature. **Results:** Ten articles were analyzed (5 retrospective observational studies, 3 clinical trials, and 2 experimental studies). AI improved the quality of mammograms through image enhancement and segmentation, optimized lesion classification in multiparametric magnetic resonance imaging, reduced workload without compromising the detection of invasive cancers, achieving a detection rate similar to conventional methods. In image processing, it allowed noise removal, improved contrast, and high-precision segmentation. It increased sensitivity and diagnostic accuracy, reducing false positives and improving lesion classification. It raised the area under the ROC curve and the precision of radiologists without affecting workflow. **Conclusions:** Artificial intelligence is a tool that contributes to the comprehensive improvement of breast cancer imaging diagnosis by enhancing the processes of image acquisition, processing, and diagnostic interpretation, which is beneficial for healthcare systems.

Keywords: Artificial intelligence, Breast cancer, Diagnostic imaging.

I. INTRODUCCIÓN

El cáncer de mama es el tipo de cáncer más prevalente a nivel mundial, constituyendo un importante desafío para la salud pública. Según datos de la International Agency for Research on Cancer, este tipo de cáncer se posiciona con mayor incidencia a nivel mundial entre las mujeres con promedio de edad de 39,3 (1). Además, presenta altos índices de morbilidad y mortalidad, particularmente en países en vías de desarrollo, donde el acceso a diagnóstico temprano y tratamientos efectivos suele ser limitado debido a las desigualdades en el sistema de salud (2).

Según la Organización Mundial de la Salud (OMS), el cáncer de mama es el más común en mujeres, con 2,3 millones de casos diagnosticados y 670 000 muertes en 2022. Esta enfermedad afecta principalmente a mujeres mayores de 40 años y está presente en todos los países del mundo. Sin embargo, las tasas de incidencia y mortalidad varían según el índice de desarrollo humano (IDH): en países con IDH muy alto, una de cada 12 mujeres será diagnosticada con cáncer de mama en su vida, mientras que una de cada 71 fallecerá por esta causa. En contraste, en países con IDH bajo, una de cada 27 mujeres será diagnosticada, pero la mortalidad alcanza a una de cada 48, evidenciando desigualdades significativas en el acceso a diagnóstico y tratamiento (3). La falta de programas de detección precoz y el acceso desigual a servicios de salud limitan los diagnósticos oportunos, afectando negativamente la supervivencia y los costos económicos para los sistemas de salud de la región (4).

En el caso de Perú, el Instituto Nacional de Enfermedades Neoplásicas (INEN) señala que el cáncer de mama ocupa el segundo lugar entre los tipos de cáncer más

incidentes y mortales según datos registrados del 2000 al 2019. Además, la incidencia anual estimada es de 28 casos por cada 100 000 habitantes y una mortalidad de 8,5 casos, siendo la segunda causa de muerte en mujeres peruanas según el Ministerio de salud (MINSA) (5, 6).

Frente a esos desafíos, la inteligencia artificial (IA) destaca como una valiosa ayuda en la detección temprana del cáncer de mama. El uso de técnicas de imagen avanzadas junto con modelos de aprendizaje profundo ha permitido mejorar la identificación de lesiones y patrones anómalos, mejorando así el diagnóstico general y la personalización de tratamientos para el paciente individual (7,8). La interpretación de imágenes juega un papel crucial en el diagnóstico del cáncer de mama, donde la mamografía sigue siendo el estándar de oro en el tamizaje. La ecografía sirve como un seguimiento para diferenciar entre masas quísticas y sólidas, mientras que la resonancia magnética está indicada en pacientes de alto riesgo y añade valor en evaluaciones de casos complejos (9).

El uso de la IA ha revolucionado las posibilidades de la imagenología mamaria. En el caso de las mamografías, ha permitido superar el ruido y el bajo contraste, alcanzando precisiones de hasta el 97% en modelos validados con bases de datos como la de la Mammographic Image Analysis Society (10). En el campo de la resonancia magnética, la IA ha mostrado, a través de la combinación de datos clínicos e imagenológicos, una mejora en la precisión diagnóstica para la diferenciación de lesiones benignas y malignas. Esto también ha contribuido a reducir el tiempo de adquisición y a agilizar los procesos diagnósticos (11, 12). En el área de la salud, la IA ha tenido una resonancia muy positiva en el avance de las

actividades enfocadas en el diagnóstico, sobre todo por medio de la interpretación de imágenes; han hecho que se desarrollen modelos de gran precisión en la detección temprana de enfermedades, que en algunos casos son capaces de igualar e incluso superar la capacidad de actuación de los radiólogos en determinadas actividades (13). Las redes neuronales convolucionales (CNN), una IA de última generación, son eficaces en el procesamiento de imágenes médicas, ya que permiten reconocer patrones no triviales con elevada sensibilidad y especificidad en el diagnóstico. La organización jerárquica de estas redes permite captar con precisión ciertos detalles que escapan a la visión humana y que son necesarios en el estudio de mamografías y resonancias (14-16).

La IA juega un papel cada vez mayor en el diagnóstico del cáncer de mama y nuevos estudios han fortalecido esta afirmación. Dembrower et al. (17) descubrieron que la integración de la IA con los radiólogos resultó en un 4% más de detección de cáncer durante los programas de cribado, ya que una amplia variedad de métodos asistidos por IA aún logró una precisión casi igual a la de las lecturas de dos radiólogos. En la misma línea, Sechopoulos et al. (14) argumentaron que los algoritmos de aprendizaje profundo actuaron de manera comparable a los radiólogos expertos, pero señalaron la necesidad de más evaluaciones de resultados en entornos clínicos reales. Por su parte, Geras et al. (15) enfatizaron el papel de las CNN en la tomosíntesis y la imagen sintética, prediciendo su relevancia en el riesgo futuro y el diagnóstico temprano durante la imagen y, más importante, la sobreexposición en la imagen de ultrasonido. Los resultados del estudio de Lång et al. (18) avanzaron el argumento de que la IA tiene el potencial de aliviar la carga de trabajo en un

44.3% mientras mantiene las tasas de detección en los programas de cribado, demostrando que es cada vez más confiable y eficiente.

Prácticamente hablando, la IA transforma la interpretación de imágenes médicas mientras ahorra tiempo y recursos en el sistema de salud. Permite a los especialistas centrarse en casos más complejos, disminuye la necesidad de segundas lecturas y aumenta la capacidad de atención en áreas con falta de personal. Teóricamente, plantea cuestiones sobre su aplicación en la práctica clínica y sus efectos en los procesos de detección y diagnóstico.

Este análisis se basa en un Scoping Review diseñado para determinar cuál es el impacto de la IA en la mejora del diagnóstico por imágenes del cáncer de mama y dónde hay oportunidades y recomendaciones para integrar en la práctica clínica.

I. OBJETIVOS

Objetivo general

Explorar la evidencia existente sobre el impacto de la inteligencia artificial en la mejora del diagnóstico por imágenes del cáncer de mama.

Objetivos específicos

- Describir la evidencia existente sobre el impacto de la inteligencia artificial en la mejora de los procesos de adquisición de imágenes de mamografía y resonancia magnética para el diagnóstico del cáncer de mama.
- Describir la evidencia existente sobre el impacto de la inteligencia artificial en la mejora del procesamiento de imágenes de mamografía y resonancia magnética para el diagnóstico del cáncer de mama.
- Describir la evidencia existente sobre el impacto de la inteligencia artificial en la mejora de la interpretación diagnóstica de las imágenes del cáncer de mama mediante mamografía y resonancia magnética.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

El proyecto se desarrolló siguiendo la normativa de la Universidad Peruana Cayetano Heredia (UPCH), versión 01.00/06.05.2024, titulada "Normas y procedimientos para la elaboración, desarrollo, presentación, evaluación, y publicación de trabajos de investigación y tesis". Además, se aplicaron las guías del Joanna Briggs Institute y la declaración PRISMA-ScR para revisiones de alcance. El protocolo fue revisado por el equipo de investigación y registrado en el Sistema Descentralizado de Información y Seguimiento a la Investigación (SIDISI), con código 216783 de la Dirección Universitaria de Investigación, Ciencia y Tecnología (DUICT), carta de aprobación N° CAR-DUARI-O-29-25.

Los criterios de inclusión consideraron publicaciones nacionales e internacionales con acceso completo, que comprendieran estudios primarios (experimentales y observacionales) desde el 01 de enero de 2014 hasta diciembre del 2024 debido a que en dicho rango de tiempo se encontraron artículos que enriquecen la investigación. Se excluyeron estudios con información incompleta, resúmenes, comentarios de publicaciones y aquellos relacionados con neoplasias diferentes al cáncer de mama.

La búsqueda de información se realizó en bases de datos como PubMed, Web of Science, Scopus, EMBASE y Google Académico, además de literatura gris. Se emplearon términos clave y libres fundamentados en los descriptores MeSH, ajustados a los criterios específicos de cada base de datos. La selección de evidencia se realizó en dos etapas: primero, se revisaron títulos y resúmenes, y luego se

evaluaron de forma completa los estudios seleccionados, documentando el proceso con un diagrama PRISMA-ScR.

Los datos fueron extraídos y presentados en una plantilla estandarizada que incluía: autor, país, año, objetivo, metodología del estudio, modelo del equipo, N° imágenes/pacientes, tipo de IA, impacto de la IA y principales hallazgos. Estos componentes se agruparon narrativamente con el fin de analizar el impacto de la IA en la detección del cáncer de mama.

Los resultados fueron presentados de forma descriptiva. Se organizaron por tablas para resumir las características de los estudios seleccionados, evidencia existente sobre el impacto de la IA en la mejora de los procesos de adquisición de imágenes para el diagnóstico del cáncer de mama, mejora del procesamiento de imágenes para el diagnóstico del cáncer de mama y evidencia sobre el impacto de la IA en la mejora del diagnóstico por imágenes del cáncer de mama.

III. RESULTADOS

La **Tabla 1** presenta un resumen de las características de los estudios seleccionados. De los diez artículos analizados, dos provienen de Suecia y México, mientras que Arabia Saudita, Australia, Corea del Sur, Estados Unidos, Francia y los Países Bajos están representados con un estudio cada uno. En cuanto a la modalidad de estudio diagnóstico, ocho se enfocaron en mamografía digital y dos en resonancia magnética. Respecto al año de publicación, la mayoría corresponden a 2020, 2022 y 2023 (dos estudios por año), seguidos de 2014, 2015, 2019 y 2021 (un estudio por año cada uno). Metodológicamente, se identificaron cinco estudios observacionales retrospectivos, tres ensayos clínicos retrospectivos y dos ensayos clínicos prospectivos.

En relación con el tipo de IA empleado, se menciona el uso de técnicas de Deep Learning en cinco ocasiones, incluyendo modelos como DenseNet, CNN, ResNet y Lunit INSIGHT MMG. Además, se utilizaron métodos de Machine Learning en cinco ocasiones, específicamente con QuantX, Transpara y RNA, K-Means / Fuzzy C-Means.

La **Tabla 2** muestra cómo la IA influye en el proceso de *adquisición de imágenes* para el diagnóstico de cáncer de mama. En el estudio de Almalki et al. (10), la inteligencia artificial mejoró la claridad de las imágenes obtenidas por mamografía mediante técnicas de realce, como las operaciones morfológicas. Al optimizar el procesamiento de datos volumétricos, se logró una mejora significativa en la calidad de imagen, lo cual puede aplicarse en la práctica clínica para establecer nuevos estándares de calidad. Esta tecnología ha demostrado ser especialmente eficiente en

el análisis de grandes volúmenes de imágenes, utilizando bases de datos como Qassim Health Cluster y MIAS.

Mientras tanto, Frazer et al. (20) se enfocaron en la adquisición de imágenes de mamografía mediante modelos de Deep Learning, identificando cómo técnicas avanzadas, como ResNet, y estrategias, como el recorte de fondo con eliminación de texto (BCTR) y el ajuste de contraste (CA) permiten mejorar la uniformidad y claridad de las imágenes, asegurando que solo las regiones mamarias relevantes sean analizadas, esto resulta fundamental para la eficacia en la detección de estructuras sutiles en el tejido mamario, incrementando la precisión diagnóstica. Mientras que BCTR elimina elementos no esenciales, como texto y áreas de fondo, CA normaliza las escalas de intensidad para reducir variaciones y optimizar el entrenamiento de modelos de Deep Learning. La aplicación de técnicas de inteligencia artificial en la adquisición de imágenes optimiza la calidad y eficiencia del proceso, además han permitido reducir el tiempo de adquisición sin comprometer la resolución, facilitando así un flujo de trabajo más ágil.

Por otro lado, Dalmis et al. (12) investigaron el impacto del algoritmo de aprendizaje profundo en la resonancia magnética, destacando cómo esta tecnología integró en tiempo real información clínica, como la edad y el estado BRCA, con imágenes ultrarrápidas y convencionales. Esto permitió optimizar los flujos de trabajo y reducir los tiempos de adquisición mediante el uso de secuencias ultrarrápidas, eliminando la necesidad de imágenes tardías. Además, mejoró el procesamiento de datos volumétricos y disminuyó la necesidad de estudios complementarios, lo que contribuyó a una mayor eficiencia diagnóstica.

En la **Tabla 3** recoge la evidencia existente sobre el impacto de la IA en la mejora del *procesamiento de imágenes* para el diagnóstico del cáncer de mama. Para Almalki et al. (10), el uso de técnicas de segmentación, como K-means, y estrategias de realce de contraste permitieron superar desafíos convencionales, como el ruido y el bajo contraste, factores que dificultan la detección de anomalías en las mamografías. El método propuesto mejoró significativamente la segmentación de áreas sospechosas en imágenes con poca diferenciación tonal, lo que optimizó la precisión en la identificación de lesiones y fortalecen la capacidad diagnóstica, lo que facilita el análisis de imágenes médicas.

En el caso de Jiang et al. (11) evaluaron el impacto del sistema de diagnóstico asistido por computadora (QuantX) en la resonancia magnética dinámica con contraste (DCE-MRI), utilizando un algoritmo basado en aprendizaje automático. La IA realizó correcciones en las imágenes, como la reducción de ruido, normalización del contraste y eliminación de artefactos, lo cual ayudó a mejorar la calidad de la imagen para un análisis más preciso. Este enfoque mejoró significativamente la precisión diagnóstica al diferenciar entre lesiones benignas y malignas, incrementando la sensibilidad del diagnóstico. Además, la segmentación automatizada, basada en un punto inicial definido por el usuario, permitió análisis más consistentes y precisos, optimizando la interpretación de las imágenes y reduciendo la variabilidad en la evaluación de las lesiones.

Dalmis et al. (12) demostraron que el uso de un algoritmo de aprendizaje profundo en resonancia magnética multiparamétrica mejora significativamente la precisión en la distinción entre lesiones benignas y malignas. Al combinar el análisis de imágenes con datos clínicos, el modelo logró un ROC de 0.852, aumentando la

especificidad y sensibilidad del diagnóstico. Este enfoque permitió reducir la tasa de falsos positivos y mejorar la precisión en la clasificación de lesiones, optimizando la interpretación de imágenes.

Pacilè et al. (19) evaluaron el impacto de los algoritmos de redes neuronales convolucionales (CNN) en la detección del cáncer de mama mediante mamografía digital, demostrando que la integración de la IA en la práctica clínica mejoró la precisión diagnóstica, convirtiéndose en una herramienta clave para el procesamiento de imágenes médicas. Estos algoritmos facilitaron la identificación del cáncer al optimizar la detección de anomalías, reducir errores en el diagnóstico y mejorar la eficiencia del proceso sin prolongar el flujo de trabajo.

Por su parte, Frazer et al. (20) con el uso de modelos avanzados evaluó el rendimiento de la IA utilizando métricas como el ROC, alcanzando un valor de 0.8979. Este resultado se logró mediante un enfoque que combina características globales y locales extraídas automáticamente de las mamografías, potenciando la identificación de regiones cancerosas y no cancerosas. Estos hallazgos refuerzan el potencial de la IA en mejorar la detección del cáncer con mayor precisión.

Cerrato y Quintanilla (22) desarrollaron un sistema de diagnóstico basado en IA que combinó técnicas de procesamiento de imágenes con redes neuronales artificiales (RNA) para mejorar la detección de microcalcificaciones en mamografías digitales. Emplearon la transformada Top-hat de morfología matemática para realzar el contraste entre las microcalcificaciones y el tejido circundante, y aplicaron sub-segmentación para separar eficazmente las regiones sospechosas del tejido sano. A través de la extracción de características estadísticas

de la intensidad de los niveles de gris, se entrenó una RNA capaz de clasificar automáticamente las imágenes en dos categorías: tejido sano y presencia de microcalcificaciones. Esta combinación de técnicas permitió una detección más precisa y temprana, fortaleciendo la confiabilidad del diagnóstico y ofreciendo un sistema robusto para apoyar la labor médica.

Salazar (23) desarrolló un enfoque híbrido de procesamiento de imágenes que integró algoritmos como SIFT, K-Means y Fuzzy C-Means con la transformada wavelet, con el objetivo de optimizar la segmentación automática de mamografías digitales. Su sistema redujo eficazmente las áreas irrelevantes para el análisis, eliminando ruido y fondos, y automatizó la localización del ROI, lo que facilitó la identificación de posibles microcalcificaciones. El algoritmo SIFT permitió detectar características clave en la imagen, mientras que los métodos de agrupamiento posibilitaron delimitar las zonas sospechosas. Finalmente, la aplicación de la transformada wavelet, en conjunto con filtros de mejora, elevó la sensibilidad del sistema y redujo los falsos positivos, mostrando cómo la IA puede potenciar el diagnóstico mamográfico al mejorar tanto la precisión como la eficiencia del proceso.

La **Tabla 4** detalla la evidencia existente sobre el impacto de la IA en la mejora de la *interpretación diagnóstica* del cáncer de mama. El estudio de Almalki et al. (10) muestra que la aplicación de la IA permitió detectar áreas sospechosas con mayor precisión, eliminando ruido y mejorando el contraste de la imagen obtenida por mamografía. Se obtuvo una precisión del 92% en bases de datos hospitalarias y del 97% en bases de datos estándar, lo que demuestra la efectividad del procesamiento

basado en IA para mejorar la calidad de la imagen y la segmentación de estructuras relevantes en la detección del cáncer de mama.

Jiang et al. (11) considera que el impacto del sistema QuantX basado en DCE-MRI para la detección y caracterización de lesiones mamarias permitió una mejora significativa en la precisión diagnóstica, incrementando la sensibilidad del 90% al 94% cuando se utilizó un punto de corte BI-RADS 3, debido a que en el BI-RADS 3 hay una probabilidad de benignidad con mayor incertidumbre de malignidad; por lo cual, hay una mayor probabilidad de falsos positivos. Además, el área bajo la curva ROC mejoró de 0.71 a 0.76 ($p=0.04$), lo que indica una mayor capacidad discriminativa entre lesiones benignas y malignas. A pesar de este aumento en la sensibilidad, la especificidad se mantuvo estable, con valores del 52% y 29% según el punto de corte BI-RADS utilizado. Estos hallazgos sugieren que la IA puede optimizar la evaluación de imágenes mamarias al proporcionar un análisis más preciso y reducir la incertidumbre en la toma de decisiones clínicas.

Por lo que respecta a Dalmis et al. (12), se encontró que el modelo permitió una reducción significativa de biopsias innecesarias en un 12.7% al mejorar la confianza en la interpretación de imágenes. Además, la IA alcanzó una sensibilidad superior al 97%, detectando lesiones malignas que no habían sido identificadas en la evaluación radiológica inicial. Al integrar información clínica con el análisis de imágenes de resonancia magnética, el modelo obtuvo un área bajo la curva ROC de 0.852, lo que evidencia su capacidad para diferenciar con mayor precisión entre lesiones benignas y malignas.

Dembrower et al. (17) mostraron cómo el impacto de un sistema de IA como lector independiente en programas de cribado mamográfico mejoró la detección de cánceres invasivos en un 4% en comparación con la lectura doble estándar utilizada tradicionalmente. Además, la proporción relativa de detección con IA fue de 1.04 (IC 95%: 1.00-1.09), lo que indica una mejora en la identificación de casos positivos. En términos de eficiencia, la IA redujo la carga de trabajo de los radiólogos al disminuir el número de mamografías que requerían revisión adicional. Cuando la IA fue utilizada en una lectura triple con dos radiólogos, la detección de cáncer alcanzó los 269 casos frente a los 250 casos identificados con la lectura doble. Estos resultados sugieren que la integración de IA en los programas de cribado puede aumentar la detección de cáncer sin comprometer la precisión diagnóstica.

En línea con estos estudios, Lång et al. (18) reafirmó que la implementación de IA en mamografías permitió mejorar la precisión diagnóstica mediante la reducción del tiempo de interpretación y la disminución de falsos negativos. Se observó un incremento en el valor predictivo positivo del 28.3% con IA, en comparación con el 24.8% en el grupo de control. La tasa de detección de cáncer en el grupo de IA fue de 6.1 casos por 1000 pacientes, superando el límite mínimo de seguridad ($>3/1000$). Además, la razón de tasas de detección fue de 1.2 (IC 95%: 1.0–1.5; $p=0.052$), lo que confirma la capacidad de la IA para mejorar la identificación de lesiones sospechosas sin aumentar la tasa de falsos positivos, que se mantuvo en 1.5% en ambos grupos.

Pacilè et al. (19) encontró que la IA mejoró la precisión en la identificación de lesiones mamarias sin afectar el flujo de trabajo de los radiólogos del área de mamografía. La sensibilidad promedio con IA se incrementó en un 3.3% ($P=0.02$), mientras que el área bajo la curva ROC mejoró de 0.769 a 0.797. Sin embargo, la especificidad no presentó cambios estadísticamente significativos ($p=0.634$). Estos hallazgos sugieren que la IA puede servir como una herramienta complementaria en la interpretación de imágenes, optimizando la detección sin comprometer la eficiencia diagnóstica.

Por otro lado, Frazer et al. (20) observó que la IA mejoró la calidad visual de las imágenes y facilitó la interpretación, alcanzando un área bajo la curva de 0.8979 (IC 95%: 0.873-0.923) y una precisión diagnóstica del 81.78% (IC 95%: 0.785-0.850). Esto se logró mediante una estrategia de procesamiento avanzado que combinó la extracción de características globales de la mamografía completa con características locales de regiones cancerosas y no cancerosas detectadas automáticamente. Además, se aplicaron técnicas como el recorte de fondo, la eliminación de texto y el ajuste de contraste para mejorar la uniformidad de las imágenes. Estos resultados sugieren que la IA puede optimizar el rendimiento diagnóstico y facilitar su futura aplicación en entornos clínicos.

Lee et al. (21) observó un incremento en la sensibilidad diagnóstica con IA en radiólogos especialistas (del 74.6% al 88.6%, $p<0.001$) y en radiólogos generales (del 52.1% al 79.4%, $p<0.001$) respecto a las imágenes que se obtienen por mamografía. La especificidad no mostró diferencias significativas en ambos grupos. En cuanto al tiempo de lectura, los radiólogos especialistas redujeron su

tiempo de interpretación con IA (de 82.73 a 73.04 segundos, $p<0.001$), mientras que en radiólogos generales se observó un ligero aumento (de 35.44 a 42.52 segundos, $p<0.001$). Este aumento en el tiempo de lectura en radiólogos generales se compensó con un incremento significativo en la detección de cáncer y lesiones benignas. Estos hallazgos sugieren que la IA puede actuar como un soporte valioso en la interpretación médica, especialmente para radiólogos con menor experiencia.

IV. DISCUSIÓN

La IA está introduciéndose gradualmente en todas las fases de proceso de trabajo diagnóstico por imágenes del cáncer de mama, desde la adquisición de imágenes y el procesamiento hasta la interpretación final de los resultados.

En términos de adquisición de imágenes, para la modalidad de mamografía Almalki et al. (10) demostraron que existe un aumento en la claridad de las imágenes cuando se aplica la IA, al igual que Frazer et al. (20) que capturó imágenes de alta calidad en menos tiempo sin comprometer la dosis de radiación. De manera similar, solo que, en la modalidad de resonancia magnética, Dalmis et al. (12) explicaron cómo al combinar el análisis de imágenes por IA con datos clínicos para optimizar los tiempos de adquisición permiten optimizar el procesamiento de datos volumétricos, mejorando la eficiencia del diagnóstico.

En cuanto a los algoritmos como K-means, DenseNet y ResNet permiten una segmentación precisa y un análisis radiómico detallado, lo que fortalece la detección de patrones sutiles indicativos de malignidad. En el procesamiento, estudios como los de Pacilé et al. (19) y Frazer et al. (20) evidencian que las herramientas basadas en aprendizaje profundo facilitan la identificación de lesiones al incrementar la precisión y disminuir los errores en el diagnóstico. Por otro lado, Almalki et al. (10), Jiang et al. (11) y Dalmis et al. (12) resaltan la capacidad de la IA para la automatización, precisión y contextualización del trabajo en el procesamiento de imágenes.

Cerrato y Quintanilla (22) demostraron que la combinación de la transformada Top-hat, sub-segmentación y redes neuronales artificiales permitió una clasificación

precisa entre tejido sano y zonas sospechosas, fortaleciendo la etapa de diagnóstico temprano. Por su parte, Salazar (23) integró técnicas como SIFT, K-Means y Fuzzy C-Means, junto con la transformada wavelet, para automatizar la localización de regiones de interés y optimizar la detección de microcalcificaciones, elevando la sensibilidad del sistema y disminuyendo los falsos positivos.

En la interpretación de resultados, Almalki et al. (10) y Frazer et al. (20) han considerado que la utilización de la IA avanzada ha mejorado la precisión diagnóstica. Asimismo, la combinación de la experiencia humana con la asistencia de la IA ha tenido un impacto mucho más significativo en la detección del cáncer de mama, ya que estudios como los de Dembrower et al. (17), Lång et al. (18), Pacilè et al. (19) y Lee et al. (21) evidencian que estos sistemas aumentan la tasa de detección de lesiones y reducen la carga de trabajo de los radiólogos sin comprometer la especificidad.

Asimismo, Jiang et al. (11) y Dalmis et al. (12) destacan que la aplicación de IA en resonancia magnética mejora la diferenciación entre lesiones, disminuyendo la incertidumbre diagnóstica y reduciendo biopsias innecesarias. Sin embargo, la efectividad de la IA varía según el modelo y las técnicas de procesamiento de imágenes empleadas, resaltando la importancia de optimizar los protocolos según el contexto clínico y los recursos disponibles.

La IA es un recurso valioso para mejorar la calidad de las imágenes y la eficiencia del diagnóstico. No obstante, identificamos limitaciones como la necesidad de formación específica para los profesionales de la salud y la falta de normativas estandarizadas para su aplicación clínica.

Para futuras investigaciones, será crucial explorar estrategias para fortalecer la integración de la IA en la práctica clínica y evaluar su aplicación en hospitales con recursos limitados. Además, se requiere ampliar los estudios de costo-beneficio para garantizar su implementación sostenible y accesible. La IA ha tenido un impacto positivo en la mejora de la adquisición, procesamiento e interpretación de imágenes para el diagnóstico del cáncer de mama.

V. LIMITACIONES

La naturaleza diversa de los estudios revisados fue una de las principales limitaciones de la investigación. Las diferencias en las metodologías y en las poblaciones analizadas hacen que sea insuficiente comparar los resultados directamente, enfatizando la necesidad de estandarizar estos enfoques en futuras investigaciones.

Sin embargo, también se identificaron otras lagunas en el conocimiento que señalan la necesidad de realizar más investigaciones en este dominio. Una de las más obvias es la falta de investigación sobre los efectos de la automatización de IA en ultrasonido y en modalidades emergentes como la imagenología PET-CT, que son importantes para la evaluación del cáncer de mama. Además, la efectividad de la IA necesita ser validada en entornos con recursos inadecuados donde hay poco acceso a tecnología sofisticada y personal especializado.

Además, se necesita estudiar a los pacientes y al personal para determinar sus capacidades y conocimientos sobre la ética de la automatización. Así mismo, se requieren más estudios prospectivos para investigar los entornos clínicos reales para validar los hallazgos.

VI. CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos en esta investigación confirman que la aplicación de la IA está transformando positivamente todas las fases del diagnóstico por imágenes del cáncer de mama, desde la adquisición, pasando por el procesamiento, hasta la interpretación diagnóstica, tanto en mamografía como en resonancia magnética.

En la fase de adquisición de imágenes, la incorporación de IA en mamografía mostró un incremento en la claridad de las imágenes y una reducción del tiempo de captura sin comprometer la dosis de radiación. En resonancia magnética, la combinación de IA con datos clínicos optimizó los tiempos de adquisición y mejoró el análisis de datos volumétricos, lo que favorece la eficiencia y calidad diagnóstica desde la fase inicial. Estos hallazgos indican que la IA no solo mejora la calidad visual, sino que también reduce repeticiones de estudios y facilita la segmentación precisa del tejido mamario.

En el procesamiento de imágenes, se confirmó mejoras sustanciales en la detección y caracterización de lesiones mamarias, diversos algoritmos como K-means, DenseNet, ResNet y técnicas como la transformada wavelet fortalecen la segmentación automática, el realce de microcalcificaciones y la detección de patrones sutiles, aumentando la sensibilidad sin comprometer la especificidad.

En la interpretación diagnóstica, la IA mostró un gran impacto al mejorar la sensibilidad y la precisión en la detección de lesiones mamarias. Asimismo, contribuyó a reducir la carga de trabajo y el tiempo de lectura, como también, reduce la incertidumbre diagnóstica y la necesidad de biopsias innecesarias.

VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. International Agency for Research on Cancer. Cancer Today: Age-Standardized Rate (World) per 100,000, Incidence, Females, in 2022, Peru [Internet]. Lyon, France: World Health Organization; 2024. Disponible de: https://gco.iarc.fr/today/mode=cancer&group_populations=1&populations=.
2. Bray F, Piñeros M. Patrones, tendencias y proyecciones del cáncer en América Latina y el Caribe: un contexto global. Salud Publica Mex. 2016;58(2):104-17. DOI: [10.21149/spm.v58i2.7779](https://doi.org/10.21149/spm.v58i2.7779)
3. World Health Organization. Breast cancer [Internet]. Geneva: WHO; 2024. Disponible de: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/breast-cancer>
4. Avellar W, Ferreira É, Vieira A, Melo A, Aran V. Clinical cancer research in South America and potential health economic impacts. Healthcare. 2023;11. DOI: [10.3390/healthcare11121753](https://doi.org/10.3390/healthcare11121753)
5. Instituto Nacional de Enfermedades Neoplásicas. Casos nuevos registrados en el INEN 2000-2019 [Internet]. Lima: INEN; 2022. Disponible de: <https://portal.inen.sld.pe/uploads/Casos-nuevos-registrados-2000-2019.pdf>.
6. Ministerio de Salud del Perú. Cáncer de mama: si se detecta a tiempo tiene un 90% de probabilidades de curación [Internet]. Lima: MINSA; 2022. Disponible de: <https://www.gob.pe/institucion/minsa/noticias/cancer-de-mama>
7. Díaz O, Rodríguez-Ruiz A, Gubern-Mérida A, Martí R, Chevalier M. ¿Son los sistemas de inteligencia artificial una herramienta útil para los programas de cribado de cáncer de mama? Radiología. 2021;63(3):236-44. DOI: [10.1016/j.rx.2020.11.006](https://doi.org/10.1016/j.rx.2020.11.006)

8. Sheth D, Giger M. Artificial intelligence in the interpretation of breast cancer on MRI. *J Magn Reson Imaging* [Internet]. 2019; 50(6):1468-1478. DOI: [10.1002/jmri.26878](https://doi.org/10.1002/jmri.26878)
9. Ojeda L, Rodríguez M, Valladares M, Díaz N. Contribución de los estudios por imágenes en el diagnóstico de cáncer de mama. *Rev Finlay* [Internet]. 2021; 11(4):12. Disponible en: <https://revfinlay.sld.cu/index.php/finlay/article/1063>
10. Almalki Y, Soomro T, Irfan M, Alduraibi S, Ali A. Computerized analysis of mammogram images for early detection of breast cancer. *Healthcare (Basel)* [Internet]. 2022;10(5):801. DOI: [10.3390/healthcare10050801](https://doi.org/10.3390/healthcare10050801).
11. Jiang Y, Edwards A, Newstead G. Artificial intelligence applied to breast MRI for improved diagnosis. *Radiology*. 2021;298(1):38-46. DOI: [10.1148/radiol.2020200292](https://doi.org/10.1148/radiol.2020200292)
12. Dalmiş M, Gubern-Mérida A, Vreemann S, Bult P, Karssemeijer N, Mann R, Teuwen J. Artificial intelligence–based classification of breast lesions imaged with a multiparametric breast MRI protocol with ultrafast DCE-MRI, T2, and DWI. *Investig Radiol*. 2019;54(6):325-332. DOI: [10.1097/RLI.0000000000000544](https://doi.org/10.1097/RLI.0000000000000544)
13. Esteva A, Chou K, Yeung S, Naik N, Madani A, Mottaghi A, et al. Deep learning-enabled medical computer vision. *NPJ Digit Med*. 2021;4. DOI: [10.1038/s41746-020-00376-2](https://doi.org/10.1038/s41746-020-00376-2)
14. Sechopoulos I, Teuwen J, Mann R. Artificial intelligence for breast cancer detection in mammography and digital breast tomosynthesis: State of the art. *Semin Cancer Biol*. 2020; DOI: [10.1016/j.semcancer.2020.06.002](https://doi.org/10.1016/j.semcancer.2020.06.002)

15. Geras K, Mann R, Moy L. Artificial Intelligence for Mammography and Digital Breast Tomosynthesis: Current Concepts and Future Perspectives. *Radiology*. 2019; DOI: [10.1148/radiol.2019182627](https://doi.org/10.1148/radiol.2019182627)
16. Mehdy M, Ng P, Shair E, Saleh N, Gomes C. Artificial neural networks in image processing for early detection of breast cancer. *Comput Math Methods Med*. 2017; 2017. DOI: [10.1155/2017/2610628](https://doi.org/10.1155/2017/2610628)
17. Dembrower K, Crippa A, Colón E, Eklund M, Strand F; ScreenTrustCAD Trial Consortium. Artificial intelligence for breast cancer detection in screening mammography in Sweden: a prospective, population-based, paired-reader, non-inferiority study. *Lancet Digit Health*. 2023;5(10). DOI: [10.1016/S2589-7500\(23\)00153-X](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(23)00153-X).
18. Lång K, Josefsson V, Larsson A, Larsson S, Högberg C, Sartor H, et al. Artificial intelligence-supported screen reading versus standard double reading in the Mammography Screening with Artificial Intelligence trial: a clinical safety analysis of a randomised, controlled, non-inferiority, single-blinded, screening accuracy study. *Lancet Oncol*. 2023; DOI: [10.1016/S1470-2045\(23\)00298-X](https://doi.org/10.1016/S1470-2045(23)00298-X).
19. Pacilè S, Lopez J, Chone P, Bertinotti T, Grouin J, Fillard P. *Radiology: Artificial Intelligence*. 2020; 2:6. DOI: [10.1148/ryai.2020190208](https://doi.org/10.1148/ryai.2020190208)
20. Frazer H, Qin A, Pan H, Brotchie P. Evaluation of deep learning-based artificial intelligence techniques for breast cancer detection on mammograms: Results from a retrospective study using a BreastScreen Victoria dataset. *J Med Imaging Radiat Oncol*. 2021; 65: 529-537. DOI: [10.1111/1754-9485.13278](https://doi.org/10.1111/1754-9485.13278)
21. Lee J, Kim K, Lee E, Ahn J, Ryu J, Park Y, Shin G, Kim Y, Choi H. Mejora del desempeño de los radiólogos mediante el uso de software de soporte de

- detección basado en inteligencia artificial para mamografía: un estudio de múltiples lectores. *Korean J Radiol.* 2022;23(5):505-516. DOI: [10.3348/kjr.2021.0476](https://doi.org/10.3348/kjr.2021.0476)
22. Cerrato J, Quintanilla J. Sistema de detección de microcalcificaciones en mamografía digitalizada aplicando procesamiento de imagen e inteligencia artificial. *Jóvenes Investigadores.* 2014;1(1):426-35.
23. Salazar L. Algoritmos de procesamiento para la detección de microcalcificaciones a partir del análisis de mamografías [Tesis]. Querétaro: Universidad Autónoma de Querétaro, Facultad de Informática; 2015
24. Pérez del Barrio A, Menéndez P, Sanz P, Lloret L, Rodríguez D. Artificial Intelligence in Radiology: an introduction to the most important concepts. *Radiología.* 2022;64(3):228–36.
25. American Cancer Society. Estudios por imágenes para detectar propagación del cáncer del seno [Internet]. 2021. Disponible en: <https://www.cancer.org/es/cancer-de-seno.html>
26. Calzado D, de la Torre M, Nicó M, Dorado L, Calvo M. Aspectos actualizados sobre cáncer de mama. *Rev Inf Cien.* 2014;83(1):131–43. Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=551757262015>
27. Hardy M, Harvey H. Artificial intelligence in diagnostic imaging: impact on the radiography profession [Internet] *Br J Radiol* 2020. DOI: [10.1259/bjr.20190840](https://doi.org/10.1259/bjr.20190840)

VIII. TABLAS

Tabla 1. Características de los estudios seleccionados

Nº	Autor	País	Año	Objetivo	Metodología	Modelo del equipo	Tipo de IA	Nº imágenes o pacientes	Grupo etario
1	Jiang et al. (11)	Estados Unidos	2020	Evaluar si el desempeño diagnóstico de los radiólogos en la diferenciación del cáncer del no cáncer en la RM de mama mejorada con material de contraste dinámico (DCE) mejora cuando se utiliza un sistema de IA en comparación con el software convencional disponible.	Ensayo clínico retrospectivo	Equipo: Resonador magnético de tres fabricantes: GE Healthcare, Philips y Siemens. No se especifica modelo.	<ul style="list-style-type: none"> ● Sistema de diagnóstico asistido por QuantX. ● Algoritmo basado en aprendizaje automático. 	111 exámenes de imagen (54 lesiones malignas y 57 lesiones benignas)	Mujeres mayores de 40 años
2	Dembrower et al. (17)	Suecia	2023	Realizar un ensayo clínico prospectivo para examinar cómo la IA afecta la detección del cáncer y los resultados de falsos positivos en un entorno del mundo real.	Ensayo clínico prospectivo	Equipo: Mamógrafo digital Philips Microdose SI Universal equipment.	<ul style="list-style-type: none"> ● Sistema de IA utilizado como lector independiente en programas de cribado mamográfico. 	55,581 imágenes	Mujeres de 40 a 74 años que asistieron a mamografías de detección regulares (screening)
3	Lång et al. (18)	Suecia	2023	Evaluar la seguridad clínica de un protocolo de lectura de pantalla con apoyo de IA en comparación con la lectura de pantalla estándar por parte de radiólogos después de la mamografía.	Ensayo clínico prospectivo	Equipo: Mamógrafo digital. No se especifica modelo.	<ul style="list-style-type: none"> ● Modelo de IA basado en aprendizaje automático. ● Software utilizado: Transpara versión 1.7.0. 	80,033 imágenes	Mujeres de 40 a 80 años durante su cribado mamográfico
4	Dalmis et al. (12)	Países Bajos	2019	Investigamos la clasificación basada en IA de lesiones mamarias benignas y malignas obtenidas mediante un protocolo de RM mamaria multiparamétrica con contraste dinámico ultrarrápido, imágenes ponderadas en T2 y ponderadas por difusión con mapeo del coeficiente de difusión aparente.	Estudio observacional retrospectivo	Equipo: Resonador magnético Siemens Magnetom Trio/Skyra con bobina de 16 canales.	<ul style="list-style-type: none"> ● Algoritmo de aprendizaje profundo basado en DenseNet. ● Combinación de análisis de imágenes con datos clínicos. 	576 imágenes analizadas: 368 malignas, 149 benignas por biopsia y 59 benignas por seguimiento.	Screening de mujeres mayores de 40 años de alto/intermedio riesgo, estadificación preoperatoria, problemas diagnósticos, metástasis.
5	Pacilè et al. (19)	Francia y Estados Unidos	2020	Evaluar los beneficios de una herramienta basada en IA para la mamografía bidimensional en el proceso de detección del cáncer de mama.	Estudio observacional retrospectivo	Equipo: Mamógrafo digital. No se especifica modelo.	<ul style="list-style-type: none"> ● Algoritmos CNN de IA (MammoScreen V1; Therapixel) 	240 imágenes	Mujeres de entre 40 a 85 años durante el cribado sin síntomas clínicos

N°	Autor	País	Año	Objetivo	Metodología	Modelo del equipo	Tipo de IA	N° imágenes o pacientes	Grupo etario
6	Frazer et al. (20)	Australia	2021	Evaluar técnicas de IA basadas en aprendizaje profundo para detectar la presencia de cáncer de mama en una imagen de mamografía digital.	Estudio observacional retrospectivo	Equipo: Mamógrafo digital. Seis proveedores de equipos de mamografía. No especifica modelo.	<ul style="list-style-type: none"> Modelos de Deep Learning (ResNet) 	28.694 imágenes	Mujeres de entre 50 a 74 años del programa BreastScreen (screening)
7	Almalki et al. (10)	Arabia Saudita	2022	Propone el método de tres etapas de análisis de bases de datos en tiempo real para la detección de cáncer de mama.	Estudio observacional retrospectivo	Equipo: Mamógrafo digital. No se especifica modelo.	<ul style="list-style-type: none"> Algoritmos de procesamiento de imágenes basados en K-means, realce de contraste y segmentación. 	<ul style="list-style-type: none"> Base de datos de Qassim Health Cluster: 2892 imágenes. Base de datos MIAS: 322 imágenes. 	Mujeres mayores de 40 años de la base de datos de la MIAS, así como del Programa Nacional de Cribado Mamario del Reino Unido
8	Lee et al. (21)	Corea del Sur	2022	Evaluar si la IA para detectar el cáncer de mama en la mamografía puede mejorar el rendimiento y la eficiencia del tiempo de los radiólogos que leen las mamografías.	Estudio observacional retrospectivo	Equipo: Mamógrafo Senographe 2000D.	<ul style="list-style-type: none"> Software de IA basado en aprendizaje profundo (Lunit INSIGHT MMG, versión 1.1.1.0) 	200 imágenes: 100 con y sin cáncer de mama (40 con lesiones benignas y 60 sin lesiones)	Mujeres mayores de 40 años
9	Cerrato & Quintanilla (22)	México	2014	Detectar microcalcificaciones en mamografías digitalizadas y mejorar el contraste entre las microcalcificaciones y el tejido circundante mediante procesamiento de imagen.	Ensayo clínico retrospectivo	Equipo: Mamógrafo digital. No se especifica modelo.	<ul style="list-style-type: none"> Red Neuronal Artificial 	10 imágenes	Mujeres mayores de 40 años
10	Salazar (23)	México	2015	Desarrollar una metodología automatizada para la segmentación y detección de microcalcificaciones en mamografías usando técnicas de procesamiento de imágenes.	Estudio clínico retrospectivo	Equipo: Mamógrafo digital. No se especifica modelo	<ul style="list-style-type: none"> Algoritmos de procesamiento de imágenes como SIFT y K-Means/Fuzzy C-Means (aprendizaje automático) 	322 imágenes de la base de datos MIAS	Mujeres en el rango de 40 a 70 años del Programa Nacional de Cribado Mamario del Reino Unido

Nota. Realizado por los autores

Tabla 2. Evidencia existente sobre el impacto de la IA en la mejora de los *procesos de adquisición* de imágenes para el diagnóstico del cáncer de mama

Autor	Modalidad de imagen	Tipo de IA	Impacto de la IA	Principales hallazgos
Dalmis et al. (12)	Resonancia magnética (DCE-MRI, T2, DWI)	Algoritmo de aprendizaje profundo basado en DenseNet.	<ul style="list-style-type: none"> • Uso de resonancia magnética multiparamétrica para clasificar lesiones benignas y malignas con alta precisión. • Combinó el análisis de imágenes con datos clínicos como edad y estado BRCA para optimizar los tiempos de adquisición. 	<ul style="list-style-type: none"> • Permite acortar tiempos de adquisición al centrarse en secuencias ultrarrápidas y al eliminar la necesidad de imágenes tardías. • Optimizó el procesamiento de datos volumétricos y redujo la necesidad de estudios complementarios, mejorando la eficiencia del diagnóstico con MRI.
Frazer et al. (20)	Mamografía digital	Modelos de Deep Learning (ResNet) con técnicas avanzadas de procesamiento	<ul style="list-style-type: none"> • Mejora la adquisición de imagen sin comprometer la dosis de radiación, además reduce el tiempo de adquisición sin afectar la precisión diagnóstica, reduce los artefactos y facilita la interpretación de imágenes, disminuyendo falsos positivos y negativos. 	<ul style="list-style-type: none"> • Uso de preprocesamiento de imágenes como recorte de fondo con eliminación de texto (BCTR) y el ajuste de contraste (CA) que optimiza la calidad de imagen. • El Deep learning permitió capturar imágenes de alta calidad en menos tiempo, lo que reduce el movimiento del paciente y mejora la eficiencia del proceso.
Almalki et al. (10)	Mamografía digital	Técnicas de segmentación (K-means)	<ul style="list-style-type: none"> • Aumento en la claridad de las imágenes adquiridas mediante técnicas de mejora basados en algoritmos matemáticos. 	<ul style="list-style-type: none"> • La mejora de imagen lograda al optimizar el procesamiento de datos volumétricos puede ser utilizada en la práctica clínica para generar nuevos estándares de calidad. • Es eficiente en el análisis de grandes lotes de imágenes al manejar bases de datos como Qassim Health Cluster y MIAS.

Nota. Realizado por los autores

Tabla 3. Evidencia existente sobre el impacto de la IA en la mejora del *procesamiento de imágenes* para el diagnóstico del cáncer de mama

Autor	Modalidad de imagen	Tipo de IA	Impacto de la IA	Principales hallazgos
Jiang et al. (11)	Resonancia magnética dinámica con contraste (DCE-MRI)	Sistema de diagnóstico asistido por computadora (QuantX).	<ul style="list-style-type: none"> ● Se utilizan algoritmos de aprendizaje profundo para identificar y separar estructuras como el tejido mamario y las posibles lesiones. ● Se puede clasificar las lesiones detectadas como benignas o malignas basándose en patrones aprendidos a partir de grandes volúmenes de datos previamente etiquetados. ● La IA redujo el ruido en las imágenes y mejorar la resolución, lo que facilita la detección de lesiones pequeñas. 	<ul style="list-style-type: none"> ● Se realizan correcciones en las imágenes, como la reducción de ruido, normalización del contraste y eliminación de artefactos. Esto ayuda a mejorar la calidad de la imagen para un análisis más preciso. ● Segmentación automatizada basada en un punto inicial definido por el usuario permitió análisis consistentes y precisos al identificar y separar estructuras anatómicas en la imagen
Dalmis et al. (12)	Resonancia magnética (DCE-MRI, T2, DWI)	Algoritmo de aprendizaje profundo basado en DenseNet.	<ul style="list-style-type: none"> ● Incremento de la especificidad y sensibilidad al procesar imágenes multiparamétricas mediante algoritmos avanzados para la distinción entre lesiones benignas y malignas durante el análisis. 	<ul style="list-style-type: none"> ● Al combinar la información clínica junto a la información de las imágenes se obtuvo un ROC de 0.852. ● Se redujeron falsos positivos y aumentó la precisión en clasificaciones benignas/malignas.
Pacilè et al. (19)	Mamografía digital bidimensional	Algoritmos CNN de IA (MammoScreen V1; Therapixel)	<ul style="list-style-type: none"> ● La integración de la IA en la práctica clínica mejora la precisión diagnóstica, lo que la convierte en una herramienta valiosa en el procesamiento de imágenes. 	<ul style="list-style-type: none"> ● El procesamiento con algoritmos CNN facilita la identificación del cáncer al hacer más precisa la detección, disminuye errores en el diagnóstico y mejora la eficiencia sin prolongar el flujo de trabajo.
Frazer et al. (20)	Mamografía digital	Modelos de Deep Learning (ResNet)	<ul style="list-style-type: none"> ● El enfoque que combina características globales y locales extraídas automáticamente de las mamografías, potencia la identificación de regiones cancerosas y no cancerosas. 	<ul style="list-style-type: none"> ● El uso del ResNet en el procesamiento de imágenes permite mejorar la detección del cáncer con mayor precisión. ● Los modelos avanzados lograron un área bajo la curva ROC de 0.8979.
Almalki et al. (10)	Mamografía digital	Técnicas de segmentación (K-means)	<ul style="list-style-type: none"> ● Procesamiento avanzado para eliminar ruido, mejorar contraste y segmentación de alta precisión para anomalías. 	<ul style="list-style-type: none"> ● El método propuesto superó desafíos convencionales, como el ruido y el bajo contraste en mamografías que ha hecho muy difícil la obtención de imágenes. ● Segmentación precisa de áreas sospechosas, especialmente en imágenes con bajo contraste

Autor	Modalidad de imagen	Tipo de IA	Impacto de la IA	Principales hallazgos
Cerrato & Quintanilla (22)	Mamografía digital	Red Neuronal Artificial (RNA)	<ul style="list-style-type: none"> • El uso de la transformada Top-hat de morfología matemática mejoró notablemente el contraste entre las microcalcificaciones y el tejido circundante. • La sub-segmentación permitió separar eficazmente las microcalcificaciones del tejido sano. • Se extrajeron características de los píxeles basadas en la media y desviación estándar de la intensidad de los niveles de gris. 	<ul style="list-style-type: none"> • El sistema utilizó una RNA, para clasificar las imágenes en dos categorías: microcalcificaciones y tejido sano. • La combinación de técnicas de procesamiento de imágenes, segmentación, y RNA permitió una detección más precisa, apoyando el diagnóstico temprano del cáncer de mama. • Este enfoque combina técnicas de procesamiento de imágenes con IA para crear un sistema robusto de diagnóstico en mamografías.
Salazar (23)	Mamografía digital	Algoritmos SIFT y K-Means/Fuzzy C-Means	<ul style="list-style-type: none"> • La IA mejora la segmentación automática de la imagen al reducir el tamaño de las áreas a procesar, eliminar el ruido y el fondo, y automatizar la localización del ROI. • Además, mejora la detección de microcalcificaciones con la transformada wavelet, aumentando la sensibilidad y reduciendo falsos positivos. 	<ul style="list-style-type: none"> • Se logra una segmentación eficiente de las mamografías, reduciendo el área de procesamiento y mejorando la precisión al eliminar áreas irrelevantes. • La localización de regiones de interés utiliza el algoritmo SIFT, combinado con técnicas de agrupamiento (K-Means y Fuzzy C-Means), lo que permite identificar las áreas potencialmente anómalas en las mamografías. • Se utiliza la transformada wavelet para la detección de microcalcificaciones, con la combinación de filtros para mejorar el rendimiento.

Nota. Realizado por los autores

Tabla 4. Evidencia existente sobre el impacto de la IA en la *interpretación diagnóstica por imágenes* del cáncer de mama

Autor	Modalidad de imagen	Tipo de IA	Impacto de la IA	Principales hallazgos
Jiang et al. (11)	Resonancia magnética dinámica con contraste (DCE-MRI)	Sistema de diagnóstico asistido por QuantX.	<ul style="list-style-type: none"> ● Mejora significativa en la precisión diagnóstica, diferenciando mejor lesiones benignas y malignas. ● Reducción de la incertidumbre en la evaluación de imágenes mamarias. 	<ul style="list-style-type: none"> ● Área bajo la curva ROC mejoró de 0.71 a 0.76 ($p=0.04$). ● Sensibilidad aumentó de 90% a 94% con punto de corte BI-RADS 3. ● Especificidad se mantuvo en 52% (categoría 4a) y 28%-29% (categoría 3).
Dembrower et al. (17)	Mamografía	Sistema de IA utilizado como lector independiente en programas de cribado mamográfico	<ul style="list-style-type: none"> ● Aumento del 4% en la detección de cánceres invasivos. ● Reducción de la carga de trabajo para radiólogos, al disminuir el número de mamografías que requieren revisión adicional. ● Mejora en la eficiencia operativa de los programas de cribado masivo. 	<ul style="list-style-type: none"> ● IA detectó 261 casos frente a 250 con lectura doble estándar. ● Proporción relativa de detección: 1.04 (IC 95%: 1.00-1.09). ● Lectura triple (2 radiólogos + IA) detectó 269 casos con proporción relativa de 1.08.
Lång et al. (18)	Mamografía digital	Modelo de IA basado en aprendizaje automático (Transpara versión 1.7.0)	<ul style="list-style-type: none"> ● Reducción del tiempo de interpretación y disminución de la tasa de falsos negativos. ● Aumento del valor predictivo positivo con IA en comparación del grupo control (28.3%). 	<ul style="list-style-type: none"> ● Detección de cáncer en el grupo de IA: 6.1 casos por 1000 pacientes, superando el límite mínimo de seguridad establecido en el estudio ($>3/1000$). ● Razón de tasas de detección: 1.2 (IC 95%: 1.0-1.5; $p=0.052$). ● Tasa de falsos positivos: 1.5% en ambos grupos.
Dalmis et al. (12)	Resonancia magnética (DCE-MRI, T2, DWI)	Algoritmo de aprendizaje profundo basado en DenseNet.	<ul style="list-style-type: none"> ● Reducción de biopsias innecesarias mediante un sistema automatizado y se mostró como potencial herramienta de apoyo mejorando la confianza en la interpretación de imágenes. 	<ul style="list-style-type: none"> ● Sensibilidad superior al 97%, detectando lesiones malignas no identificadas en la evaluación inicial. ● Reducción del 12.7% en biopsias innecesarias. ● ROC de 0.852.
Pacilè et al. (19)	Mamografía digital	Algoritmos CNN de IA (MammoScreen V1; Therapixel)	<ul style="list-style-type: none"> ● Mejora en la detección de lesiones sin afectar la especificidad ni el flujo de trabajo clínico. 	<ul style="list-style-type: none"> ● Sensibilidad promedio con IA aumentó en 3.3% ($p=0.02$). ● El área bajo la curva ROC mejoró de 0.769 a 0.797. ● Especificidad no presentó cambios estadísticamente significativos ($p=0.634$).

Autor	Modalidad de imagen	Tipo de IA	Impacto de la IA	Principales hallazgos
Frazer et al. (20)	Mamografía digital	Modelos de Deep Learning (ResNet)	<ul style="list-style-type: none"> ● Optimización en la detección de cáncer mediante IA avanzada, mejorando la precisión diagnóstica. 	<ul style="list-style-type: none"> ● ROC: 0.8979 (IC 95%: 0.873; 0.923). ● Precisión diagnóstica: 81.78% (IC 95%: 78.5%; 85.0%). ● Uso de técnicas como recorte de fondo y ajuste de contraste.
Almalki et al. (10)	Mamografía digital	Técnicas de segmentación (K-means)	<ul style="list-style-type: none"> ● Mayor precisión en la detección de áreas sospechosas y mejora en la calidad de imagen para una mejor interpretación. 	<ul style="list-style-type: none"> ● Precisión del 92% en bases de datos hospitalarias y 97% en bases de datos estándar.
Lee et al. (21)	Mamografía digital	Software de IA basado en aprendizaje profundo (Lunit INSIGHT MMG, versión 1.1.1.0)	<ul style="list-style-type: none"> ● Mejora en la sensibilidad de radiólogos de diferentes niveles de experiencia. ● Reducción del tiempo de lectura en especialistas. 	<ul style="list-style-type: none"> ● Sensibilidad incrementada en radiólogos especialistas (74.6% a 88.6%, $p < 0.001$) y generales (52.1% a 79.4%, $p < 0.001$). ● Especificidad no mostró diferencias significativas (especialistas: 66.6% vs. 66.4%, $p = 0.238$; generales: 70.8% vs. 70.0%, $p = 0.689$). ● Reducción en tiempo de especialistas (82.73seg a 73.04seg, $p < 0.001$), y aumento en generales (35.44seg a 42.52seg, $p < 0.001$).

Nota. Realizado por los autores

Tabla 5. Resultados de precisión diagnóstica por imágenes del cáncer de mama en equipo de mamografía y equipo de resonancia magnética, según el rango de tamaño muestral (cantidad de imágenes)

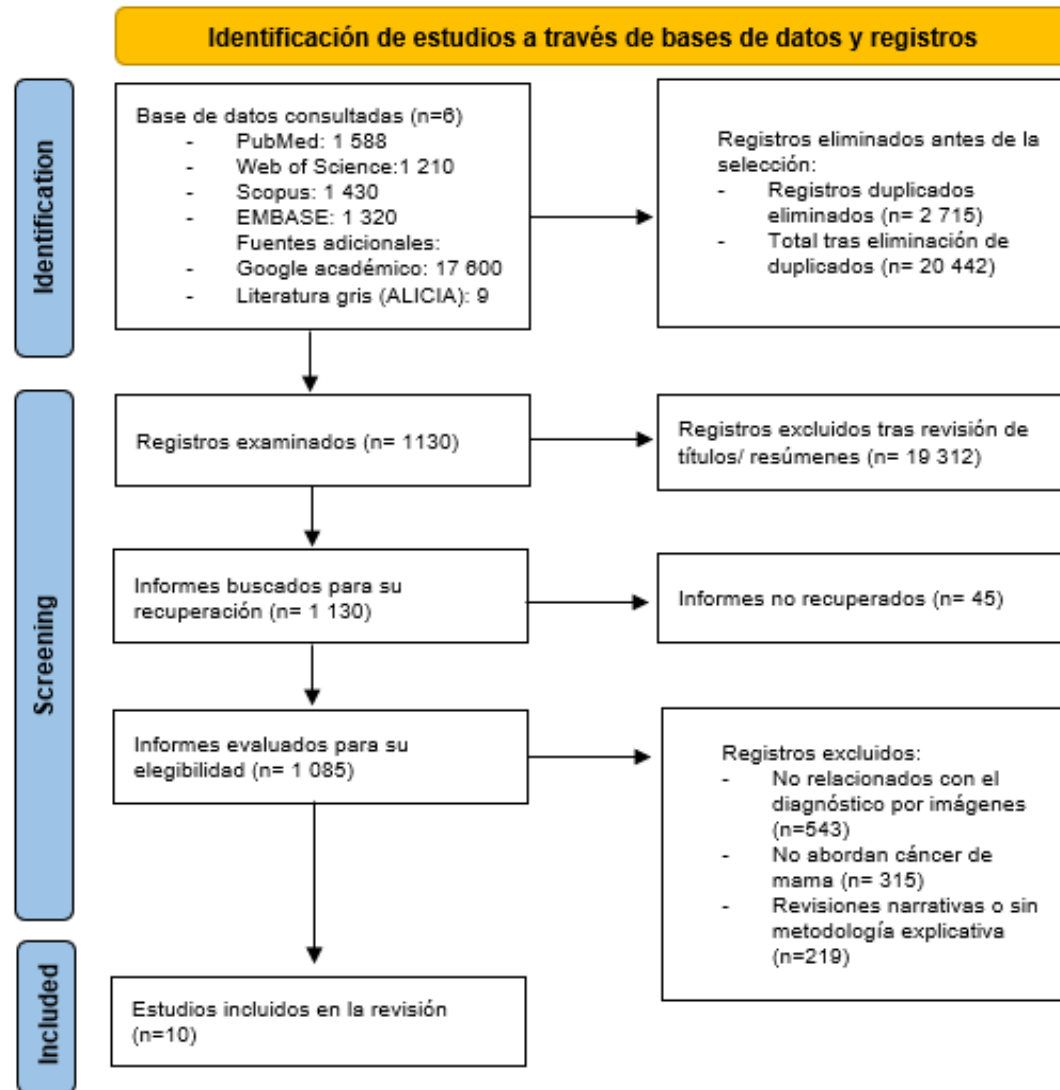
Rango de tamaño muestral	N° de artículos	MAMOGRAFÍA CON IA				RESONANCIA MAGNÉTICA CON IA			
		Sensibilidad (Rango/Promedio)	Especificidad (Rango/Promedio)	VPP (Rango/Promedio)	VPN (Rango/Promedio)	Sensibilidad (Rango/Promedio)	Especificidad (Rango/Promedio)	VPP (Rango/Promedio)	VPN (Rango/Promedio)
< 500 imágenes	5 (11, 19, 21, 22, 23)	79.4% – 88.6% / 84.0%	NR	NR	NR	94% – 97% / 95.5%	76% – 85.2% / 80.6%	28% – 29% / 28.5%	NR
500 – 5,000 imágenes	2 (10, 12)	NR	92% – 97% / 94.5%	NR	NR	NR	NR	NR	NR
> 5,000 imágenes	3 (17, 18, 20)	NR	81.78% – 98% / 89.3%	28.3%	NR	–	–	–	–

Explicación: La tabla resume los resultados de precisión diagnóstica (sensibilidad, especificidad, valor predictivo positivo [VPP] y valor predictivo negativo [VPN]) de estudios que evaluaron el desempeño de sistemas de IA aplicados a imágenes de mama, específicamente mamografía y resonancia magnética. Se presentan dos columnas principales según el tipo de imagen: mamografía y resonancia magnética, detallando en cada caso los valores de sensibilidad, especificidad, VPP y VPN, expresados como rango (valor mínimo – valor máximo) y/o promedio, dependiendo de la información disponible en los artículos. Cuando un estudio no reporta alguno de estos valores, se indica con la abreviación "NR" (No Reportado). Este enfoque permite visualizar tendencias en el rendimiento diagnóstico de la IA en función del tamaño de la muestra utilizada, así como comparar el comportamiento de estos sistemas en diferentes modalidades de imagen. Asimismo, destaca la variabilidad en la calidad y completitud de los datos reportados, lo cual es relevante al interpretar la solidez de la evidencia disponible.

Nota. En estudios grandes (>5,000), muchos resultados son en proporciones relativas o tasas de detección (no se reporta sensibilidad directamente). En estudios con <500 imágenes, tanto mamografía como resonancia presentan datos cuantificables y comparables. VPN no se reporta explícitamente en ningún estudio, por lo que no puede calcularse directamente sin acceso a los datos brutos.

IX. ANEXOS:

ANEXO 1. PRISMA-ScR



ANEXO 2. PCC: POBLACIÓN-CONCEPTO-CONTEXTO

¿Cuál es el impacto de la inteligencia artificial en la mejora del diagnóstico por imágenes del cáncer de mama?

PCC	
Población	Pacientes mujeres adultas a partir de los 40 años (con o sin antecedentes-screening)
Concepto	Uso de la inteligencia artificial en el diagnóstico por imágenes del cáncer de mama mediante mamografía y resonancia magnética
Contexto	Atención en establecimientos de salud de alto nivel resolutivo

ANEXO 3. Estrategias de búsqueda

Fuente de búsqueda	Términos
PubMed	("Artificial Intelligence"[Mesh] OR "Machine Learning"[Mesh] OR ARTÍCULOS h]) AND ("Breast Cancer"[Mesh] OR "Breast INCLUIDOS (N=10) AND ("Diagnostic Imaging"[Mesh] OR "Mammography"[Mesh] OR "Magnetic Resonance Imaging"[Mesh])
Web of Science	TS= ("Artificial Intelligence" OR "Machine Learning" OR "Deep Learning") AND TS= ("Breast Cancer" OR "Breast Neoplasms") AND TS= ("Diagnostic Imaging" OR "Mammography" OR "MRI" TITLE-ABS-KEY ((("Artificial Intelligence" OR "Machine Learning" OR "Deep Learning") AND ("Breast Cancer" OR "Breast Neoplasms") AND ("Diagnostic Imaging" OR "Mammography" OR "MRI"))
Scopus	('artificial intelligence'/exp OR 'machine learning'/exp OR 'deep learning'/exp) AND ('breast cancer'/exp OR 'breast neoplasm'/exp) AND ('diagnostic imaging'/exp OR 'mammography'/exp OR 'magnetic resonance imaging'/exp)
EMBASE	"Artificial Intelligence" OR "Machine Learning" OR "Deep Learning" AND "Breast Cancer" OR "Breast Neoplasms" AND "Diagnostic Imaging" OR "Mammography" OR "MRI"
Google académico	
Literatura Gris	Inteligencia artificial cáncer de mama

ANEXO 4. Operacionalización de variables

Variables	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensiones	Tipo de variable	Escala de medición
Inteligencia artificial	Herramienta que se dedica a crear sistemas capaces de realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana a través de algoritmos y técnicas avanzadas (24).	Tiempo ahorrado en el diagnóstico por imágenes del cáncer de mama, además del aumento en la eficiencia de los diagnósticos.	<ul style="list-style-type: none"> ● Aprendizaje automático (Machine Learning) ● Aprendizaje profundo (Deep Learning) 	Cualitativa	Nominal
Modalidad de estudio diagnóstico	Conjunto de técnicas médicas que permiten evaluar el interior del cuerpo humano mediante la obtención de imágenes (25).	Métodos específicos para la obtención de imágenes	<ul style="list-style-type: none"> ● Resonancia magnética ● Mamografía 	Cualitativa	Nominal
Cáncer de mama	Enfermedad en la que células de la mama se multiplican sin control y forman tumores que pueden propagarse por todo el cuerpo (metástasis) y causar la muerte (26).	Neoplasia de la mama identificada y tipificada por estudio de anatomía patológica de la muestra por biopsia o de la pieza quirúrgica.	<ul style="list-style-type: none"> ● Resultado positivo en el estudio de anatomía patológica de la muestra por biopsia o de la pieza quirúrgica, caracterizado por el estadio BRCA. 	Cualitativa	Nominal
Proceso de trabajo para el diagnóstico por imágenes	Proceso de trabajo con imágenes para aplicaciones médicas, que abarca desde la adquisición de las imágenes, su procesamiento para hacerlas aptas para su uso, hasta la interpretación diagnóstica basada en las imágenes procesadas (27).	Fase en el proceso de trabajo con la imagen radiológica.	<ul style="list-style-type: none"> ● Adquisición imágenes ● Procesamiento de imágenes ● Interpretación diagnóstica 	Cualitativa	Nominal