



**Validación de Software para la Detección de Regiones Anormales en Imágenes de  
Mamografía.**

Presentado por:

Dayana E. Cortes Albornoz y Karen A. Pérez Herrera

Universidad ECCI

Ingeniería Biomédica

Director del proyecto

PhD. Hernando Curtidor

Bogotá D.C

Agosto 2023

**Validación de Software para la Detección de Regiones Anormales en Imágenes de Mamografía.**

Presentado por:

Dayana E. Cortes Albornoz y Karen A. Pérez Herrera

Universidad ECCI

Trabajo de investigación presentado como requisito para optar al título de: Ingeniería

Biomédica

Director del proyecto:

PhD. Hernando Curtidor

Bogotá D.C

Agosto 2023

## **Agradecimientos**

Agradecemos a Dios, a nuestros padres por estar apoyándonos a lo largo del proceso de la vida, a los profesores en especial al director del proyecto por la enseñanza y su guía.

## Contenido

<b>Planteamiento del Problema</b>	<b>12</b>
2.1 Descripción del problema. ....	12
2.1.1 Formulación del problema. ....	14
<b>Justificación.....</b>	<b>15</b>
<b>Objetivos.....</b>	<b>17</b>
4.1 General.....	17
4.2 Específicos .....	17
<b>Antecedentes.....</b>	<b>19</b>
<b>Marco Teórico.....</b>	<b>20</b>
6.1 Anatomía de la Mama.....	20
6.1.1 Densidad mamaria .....	21
6.1.2 Cáncer de mama.....	23
6.1.3 Estadificación del cáncer de mama.....	23
6.1.4 Tipos de cáncer de mama.....	24
6.1.5 Exámenes diagnósticos para el cáncer de mama .....	24
6.1.6 Imagen diagnosticas del cáncer de mama. ....	25
6.2 Desarrollo de software .....	26
6.2.1 Metodología del Desarrollo de software (SCRUM) .....	26

6.3 Validación de software y objetivos de la validación .....	27
6.3.1 Pruebas de software .....	28
6.3.2 Pruebas unitarias .....	28
6.3.3 Pruebas de integración .....	28
6.3.4 Pruebas de sistema .....	28
6.3.5 Pruebas de funcionales.....	29
<b>Metodología.....</b>	<b>30</b>
7.1.2 Requerimientos de usuario.....	32
7.1.3 Requerimientos de Procesamiento de imagen mamográfica para validar el software.....	33
7.2 Base de datos imágenes de mamografía para la validación de software .....	33
7.3 Procesamiento de imágenes de mamografía y recopilación base de datos.....	34
7.4 Matriz de confusión .....	34
<b>Resultados .....</b>	<b>37</b>
8.1 Programa de preprocesamiento de las imágenes según requerimientos .....	37
8.3 Procesamiento de imágenes de mamografía y recopilación base de datos.....	40
8.4 Análisis estadístico.....	41
8.4.1 Clasificación experto 1 y 2 BI-RADS numérica y densidad.....	41
8.4.2 Comparación enfocada en la densidad según la opinión de experto y clasificación de software.....	42

8.5Análisis Resultados de la Matriz de confusión .....	51
<b>Conclusiones.....</b>	<b>58</b>
<b>Bibliografía.....</b>	<b>60</b>
<b>ANEXOS.....</b>	<b>66</b>
Anexo 1: Programación preprocesamiento de imágenes mamográficas .....	66
Anexo 2: Base de Datos .....	75

## Índice de figuras

Figura 1 Anatomía de la mama .....	20
Figura 2 Densidad Mamaria.....	22
Figura 3 Descriptores de la línea posterior del pezón.....	25
Figura 4 Ruta de preprocesamiento de la imagen de mamografía.....	38
Figura 5 Flujograma de programación.....	39
Figura 6. Procesamiento de mamografía proyección MLIP .....	40
Figura 7 Clasificación BI-RADS numérica y Tisular experto 1 .....	41
Figura 8 Clasificación BI-RADS numérica y Tisular experto 2.....	42
Figura 9 Grafica clasificación normal software y expertos proyección CCDP .....	43
Figura 10 Grafica clasificación sospechoso software y expertos proyección CCDP .....	44
Figura 11 Grafica clasificación normal software y expertos proyección CCIP.....	45
Figura 12 Grafica clasificación sospechoso software y expertos proyección CCIP.....	46
Figura 13 Grafica clasificación normal software y expertos proyección MLDP .....	47
Figura 14 Grafica clasificación sospechoso software y expertos proyección MLDP .....	48
Figura 15 Grafica clasificación normal software y expertos proyección MLIP .....	49
Figura 16 Grafica clasificación sospechoso software y expertos proyección MLIP .....	50

## Índice de tablas

<b>Tabla 1</b> Clasificación BI-RADS numérica.....	22
<b>Tabla 2</b> Métricas de evolución y correlación detección del software.....	35
<b>Tabla 3</b> Porcentaje de las métricas.....	36
<b>Tabla 4</b> Matriz cráneo caudal mama derecha procesada CCDP .....	51
<b>Tabla 5</b> Matriz cráneo caudal mama izquierda procesada CCIP .....	52
<b>Tabla 6</b> Matriz medio lateral oblicua mama derecha procesada MDLP .....	52
<b>Tabla 7</b> Matriz medio lateral oblicua mama izquierda procesada MLIP .....	53
<b>Tabla 8</b> Matriz cráneo caudal mama derecha procesada CCDP .....	54
<b>Tabla 9</b> Matriz cráneo caudal mama izquierda procesada CCIP .....	55
<b>Tabla 10</b> Matriz medio lateral oblicua mama derecha procesada MDLP .....	56
<b>Tabla 11</b> Medio lateral oblicua mama izquierda procesada MLIP .....	57

## Resumen

En Colombia, el cáncer de mama es una de las enfermedades con mayor causa de mortalidad en las mujeres (Briceño-Morales et al., 2021), siendo la imagen de mamografía uno de métodos de diagnóstico clínico más usado. Para esto, la imagen debe ser evaluada por radiólogos expertos (dos lecturas independientes), quienes se basan en la escala clasificación BI-RADS (del inglés: Breast Imaging Reporting and Data System ) para hacer el análisis (Nuche-Berenguer & Sakellariou, 2019).

En el año 2020, la Ingeniera Biomédica Jesica Talero, de la Universidad ECCI, desarrollo un software que, basado en un detector de objetos en cascada, analiza imágenes de mamografía y señala regiones, que indicarían la presencia de cáncer. Este software podría ser una herramienta de apoyo para el radiólogo experto utilizándolo como segundo concepto de lectura. El software fue entrenado con imágenes de mamografía, de un repositorio internacional de uso libre, las cuales presentan defectos tales como: etiquetas, manchas y calidad de la imagen.

Para determinar si el software desarrollado puede ser una herramienta valida de apoyo para los expertos clínicos, en este trabajo se realizó una validación preliminar , utilizando imágenes de mamografía de un repositorio local. Inicialmente se efectuó preprocesamiento y procesamiento de las imágenes para clasificarlas como "normales" o "sospechosas" y se recopiló la información en una base de datos.

Para encontrar y analizar los resultados se desarrolló una matriz de confusión y se evaluó: precisión, sensibilidad, exactitud y especificad. También se efectuó análisis grafico de la relación con la densidad mamaria por cada proyección de las imágenes, con la base de datos de clasificación del software y el concepto de los expertos radiólogos para cada una de las mamografías según escala BI-RADS.

Con el modelo de matriz de confusión se observó que el software tiene una precisión del 73% y una sensibilidad baja, que corresponde al 1%; en las gráficas, la densidad mamaria B es la clasificación más frecuente en las proyecciones de mamografía, tanto en las imágenes clasificadas como normales y anormales por el software.

*Palabras clave:* mamografía, cáncer de mama, BI-RADS.

## Introducción

El cáncer de mama es una malformación o tumor en el tejido mamario debido al crecimiento anormal de celular malignas, siendo el cáncer de mama la mayor causa de mortalidad en mujeres. Según GLOBOCAN (Global Cancer Observatory, 2020), su incidencia y mortalidad a nivel mundial están calculadas en 47.8 y 13.6 por cada 100 mil mujeres, respectivamente. En Colombia la incidencia estimada es de 48.3 por cada 100 mil mujeres y la mortalidad de 13.1 por cada 100 mil mujeres (Briceño-Morales et al., 2021).

Para reducir la mortalidad y el costo de los tratamientos es importante realizar un diagnóstico temprano. La mamografía, considerada el “gold standard” para la detección temprana de la mayoría de los tipos de cáncer de mama (Villavicencio-Romero et al., 2019), es una imagen desde diferentes proyecciones o vistas que utiliza rayos x en bajas dosis, es un método de bajo costo establecido como un examen rutinario para las mujeres a partir de los 40 años (Peña García et al. n.d.2017; Rodríguez-Garcés and Padilla-Fuentes 2019).

El radiólogo experto es el encargado de realizar la lectura de las imágenes de acuerdo con diferentes parámetros, uno de ellos es la escala de clasificación BI-RADS, que es un sistema de reporte implementado por el Colegio Americano de Radiología (Samuel J. Magny et al., 2022).

Sin embargo, en América Latina y el Caribe existen dificultades en el acceso a las tecnologías radiológicas y con el diagnóstico mismo (Medlen et al. 2018). Se estima que entre el 10 y 30% de las lesiones en imágenes médicas, específicamente las mamografías, son omitidas por parte del radiólogo, debido a algunas limitaciones relacionadas con la calidad de la imagen, condiciones de visibilidad, experiencia del especialista y subjetividad en la interpretación (Karol García, 2021). Lo anterior reduce las posibilidades de tratamientos oportunos y disminuye la posibilidad de sobrevivir a este tipo de cáncer.

Durante los últimos años, se han desarrollado sistemas de apoyo para el personal especializado en radiología, mediante programas que usan inteligencia artificial (IA) que ayudan a mejorar la precisión del diagnóstico (Torra, 2017). Se postula que, con el uso de IA es posible entrenar a un algoritmo que permita detectar tumores benignos o malignos en mamografías de manera automática. Para esto es necesario el preprocesamiento de imágenes que ayudará a retirar ruido y aislar las regiones de interés. Es así que, el resultado planteado en el trabajo de tesis realizado por Jesica Talero en el 2020, titulado *“Detección De Regiones Anormales En Imágenes De Mamografía Utilizando Un Detector De Objetos En Cascada”* recoge los datos de las imágenes de mamografía de los repositorios Mini-MIAS (J. Suckling et al., 2015) y BCDR ( del inglés: Breast Cancer Digital Repository) (Moura & Guevara López, 2013) para entrenamiento del algoritmo de IA, que en conjunto con un detector de objetos en cascada, discrimina mamografías de pacientes sanos y mamografías con regiones anormales proporcionando la detección de forma automática de tejido anormal en regiones de interés de las mamografías digitalizadas. El software desarrollado por Jesica Talero pretende ser una herramienta de apoyo para el especialista radiólogo en la detección y clasificación de mamografías (Talero J., 2020). Sin embargo, son varias las dificultades que se presentan para el desarrollo de este tipo de herramientas, por ejemplo, las imágenes de mamografías de las bases de datos están en formato tradicional (uint8) y presentan defectos propios de la tecnología de adquisición y almacenamiento como etiquetas o manchas de origen desconocido. Adicionalmente, se encuentran muy pocas imágenes clasificadas como BI-RADS 0 (no concluyente) o con Densidad mamaria D (extremadamente densa), mientras que la densidad mamaria B es la clasificación más frecuente en las proyecciones de mamografía. En este punto, es desconocido el potencial del software, realizado por Talero J. aplicado a imágenes de origen clínico directamente.

En este trabajo se propone evaluar el rendimiento del Software elaborado por Jesica Talero, con imágenes de mamografías de una institución especializada en cáncer de la ciudad de Bogotá, bajo el análisis de parámetros como sensibilidad, precisión, exactitud, especificidad y la relación con la escala de BI-RADS.

Para esto, se preprocesaron las imágenes de mamografía en archivo DICOM, y se cambió a formato JPG. Posteriormente, las imágenes se procesaron con el software de detección de regiones anormales y se recopiló la clasificación para cada una de las imágenes en una base de datos. El análisis del rendimiento del software se realizó mediante una matriz de confusión en la que se incluyen métricas falso positivo, falso negativo, verdadero positivo y verdadero negativo, junto con las métricas de sensibilidad, precisión, exactitud y especificidad. Finalmente, se realizó una evaluación estadística de la base de datos relacionadas con la clasificación hecha por el software de regiones anormales o sospechosas y normales de las imágenes, adicional de las lecturas realizadas por los expertos para cada una de las mamografías.

## Planteamiento del Problema

### 2.1 Descripción del problema.

El cáncer de mama es el tipo de cáncer más frecuente entre las mujeres en el mundo y una de las principales causas de muerte a nivel mundial, con incidencia de diagnósticos de 2,2 millones y muertes anuales de 685000 (Mohammad Fahad Ullah, 2019; Sung et al., 2021). Esta patología desencadena un tumor maligno, que consiste en una masa o protuberancia en el tejido mamario, debido al origen de células anormales que crecen sin control; requiere tratamiento radical y un diagnóstico temprano, aunque es de evolución lenta y progresiva (Mejía-Rojas et al., 2020). Los factores de riesgos asociados con la enfermedad son, edad, historia familiar de cáncer de mama, densidad mamaria, presencia de enfermedad mamaria benigna y factores endógenos y exógenos de estilo de vida (Pons-Rodríguez et al., 2022).

En Colombia el cáncer de mama va en aumento, en el año 2020 se reportaron 15,509 mujeres que fueron diagnosticadas, cifra que representa el 26% del total de los cánceres, ocupando el segundo puesto de los cánceres más frecuentes, con una tasa de incidencia estandarizada por edad (ASR de las siglas en inglés *Age Standardized*) de 47,8 casos por cada 100.000 mujeres. (Arnold et al., 2022)

En Colombia, la mamografía se recomienda como estudio de prevención y detección temprana para mujeres de 50 a 69 años, al menos una vez cada 2 años, así como un examen clínico de mama (CBE) anual para mujeres mayores de 40 años (Duarte et al., 2021). Sin embargo, una evaluación de 39 centros de mamografía en seis ciudades colombianas mostró deficiencias significativas en parámetros técnicos tales como: condiciones de almacenamiento de películas, cuarto oscuro, equipo de rayos X, control automático de exposición, negatoscopios y

calidad de imagen, lo que dificulta la interpretación de las imágenes y por consiguiente el diagnóstico y tratamiento temprano (Nuche-Berenguer & Sakellariou, 2019)

Adicionalmente, la eficacia del diagnóstico precoz utilizando la mamografía se ve limitada por factores importantes asociadas a factores humanos tales como carga de trabajo por el elevado número de imágenes de mamografía y el procedimiento de doble lectura, este último se realiza para aumentar la tasa de detección del cáncer de mama y se ha visto afectado por la escasez de radiólogos (Díaz et al., 2021).

Las imágenes de mamografía han permitido el uso de sistemas de programación para el desarrollo de aplicaciones que actúan como segunda lectura para el diagnóstico y por consiguiente la expectativa de reducir la carga laboral del radiólogo. Uno de ellos es el sistema por ordenador CAD (del inglés Computer-Aided Design), sin embargo, tienen especificidad moderada por lo que marca muchas áreas sospechosas, y puede generar interpretación de falsos positivos o negativos por parte de los radiólogos (Abbas, 2016). La implementación de la inteligencia artificial (IA) ha abierto nuevos campos en los sistemas de apoyo diagnóstico de tumores malignos o benignos y calcificaciones en el tejido mamario por medio del desarrollo de algoritmos entrenados en los que se optimizan los parámetros de clasificación utilizando imágenes de mamografías para discriminar y etiquetar el tejido anormal (Lehman, Wellman, & Buist, 2015). Un ejemplo de lo anterior, es el software de aprendizaje automático desarrollado por Jessica Talero, como herramienta de apoyo para el especialista radiólogo en la detección y clasificación de mamografías de forma automática reportado en el trabajo de tesis *“Detección De Regiones Anormales En Imágenes De Mamografía Utilizando Un Detector De Objetos En Cascada”* (Talero J., 2020).

Para determinar el funcionamiento adecuado del software de aprendizaje automático, es necesario probarlo con imágenes de origen clínico local. Es imprescindible eliminar de la imagen de mamografía los datos del paciente, para asegurar su confidencialidad; las cuales fueron obtenidas en formato DICOM por lo que también fue necesario preprocesarlas y convertirlas formato JPG sin afectar la dimensión y resolución original de la imagen. De esta forma, obtener resultados de clasificación, especificidad, precisión, exactitud y sensibilidad, basadas en las imágenes mamográficas originadas en una institución prestadora de salud, de la ciudad de Bogotá, Colombia.

### ***2.1.1 Formulación del problema.***

Determinar si el software desarrollado en el 2020 por la estudiante en la Universidad ECCI es una herramienta confiable y efectiva en la clasificación de imágenes mamográficas obtenidas de un centro de salud especializado en cáncer.

### **Justificación**

En los países de bajos ingresos el cáncer de mama se diagnostica muy tarde, por lo que incorporar métodos de bajo costo, eficaces y precisos para la detección temprana, resultan ser beneficiosos para incorporar un tratamiento temprano y por consiguiente mejorar la tasa de supervivencia (Pang et al., 2020).

Existen diferentes exámenes para la detección de cáncer de mama, pueden ser invasivos y no invasivos, sin embargo, los métodos tradicionales no proporcionan la suficiente información para diagnosticar a la paciente (Conti et al., 2021).

Para el tejido mamario el método invasivo común es la biopsia, utilizada para el diagnóstico definitivo, posterior a las imágenes radiológicas. Este es un procedimiento doloroso e implica riesgos, como la probabilidad de infecciones y en muchas ocasiones innecesarias, ya que el diagnóstico es benigno. En los métodos no invasivos se encuentran las imágenes médicas, obtenidas por técnicas de ultrasonido (ecografía), resonancia magnética y de rayos X, esta última es la mamografía, la cual está establecida como un examen de rutina, ya que es mejor para la detección de microcalcificaciones, grupos de calcificaciones y/o tejido anormal (Talero J., 2020; Pang et al., 2020).

Para el diagnóstico, los radiólogos especialistas hacen la lectura de las mamografías y luego se realiza una segunda lectura para dar un concepto definitivo. Aunque se toman muchas precauciones para evitar errores, es importante considerar que la escasez de radiólogos calificados, el aumento y la acumulación del número de imágenes para revisar, puede provocar agotamiento mental en los radiólogos; que junto con la mala calidad de las imágenes pueden

conllevar a errores humanos en el análisis de las imágenes y en el diagnóstico final (Milosevic et al., 2018).

Se observa entonces, la necesidad de generar sistemas de detección ayudados por computador como complemento a las lecturas hechas por los radiólogos en la detección y diagnóstico del cáncer de mama entre ellas. Se ha utilizado el uso de modelos computacionales, como el sistema por ordenador CAD, cuyos algoritmos han evolucionado y generado análisis cuantitativo de imágenes identificando de forma automática las lesiones en el tejido mamario (Heang Ping Chan et al., 2019). Otra alternativa son las redes neuronales de convolución (CNN, del inglés: convolutional neural networks), su algoritmo se basa en la tecnología de aprendizaje profundo y su finalidad es lograr matrices de núcleo para extraer las imágenes principales de la mamografía cancerosas, sus limitaciones son el alto costo, complejidad en la programación y mantenimiento (Sha et al., 2020) (Masud et al., 2022).

En este proyecto se propone validar si el software desarrollado por Talero J. es una herramienta confiable y efectiva en la clasificación de imágenes mamográficas obtenidas de un centro de salud especializado en cáncer de la ciudad de Bogotá, y relacionar esta clasificación de las imágenes con la densidad basado en el sistema de informes y datos de imágenes de mamografía (BIRADS, del inglés: breast imaging reporting and data system), de este modo brindar mayor información médica que le permita al especialista hacer diagnósticos más acertados.

## Objetivos

### 4.1 General

- Validar el software desarrollado en el trabajo de grado titulado “*Detección De Regiones Anormales En Imágenes De Mamografía Utilizando Un Detector De Objetos En Cascada*” utilizando imágenes de mamografía locales, previamente clasificadas por expertos mediante escala BI-RADS, para determinar si existe alguna relación entre la clasificación del software (normal o sospechoso) y la clasificación BI-RADS hecha por experto.

### 4.2 Específicos

- Preprocesar y procesar una a una las imágenes de mamografía locales según los requerimientos acordados en reuniones con la Institución de Salud utilizando la metodología SCRUM.
- Construir una base de datos para recopilar la detección realizada por el software diseñado en 2020, donde se tenga en cuenta el concepto de los expertos de las mamografías según la lectura con la escala BI-RADS además de garantizar el anonimato de las pacientes a las cuales les fueron tomadas las imágenes.
- Desarrollar el método de matriz de confusión utilizando las métricas de sensibilidad, precisión, exactitud y especificidad para reportar los hallazgos y de esta manera validar el software inicial.

- Determinar la relación en la clasificación dada por el software y la lectura según BI-RADS realizada por los radiólogos expertos sobre las imágenes de mamografía locales y establecer si es una herramienta de apoyo para la Institución.

### **Antecedentes**

El proyecto desarrollado en MATLAB por Jesica Talero durante el 2020 titulado “Detección de regiones anormales en imágenes de mamografía utilizando un detector de objetos en cascada”, propone una alternativa para el hallazgo de manera automatizada de regiones anormales en imágenes de mamografías de repositorios online, mediante la aplicación de técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje automático.

El software propuesto consta del entrenamiento de un detector de objetos en cascada y algoritmos de visión artificial para discriminar entre imágenes con regiones anormales del tejido mamario y mamografías normales, el software permite una visualización en una interfaz gráfica de fácil acceso y manejo. Para el entrenamiento y pruebas se utilizaron imágenes de los repositorios de acceso abierto MIAS y BCDR.

El software desarrollado obtuvo un desempeño de detección, cuando se utilizó el histograma de gradientes orientados (HOG, del inglés histogram of oriented gradients) como descriptor de características, con una precisión de 88.8%, sensibilidad de 92.5% y especificidad de 85%. Con los anteriores resultados la autora concluye que la interfaz proporciona una alternativa competitiva a los actuales sistemas de Detección Asistida por Computador (CAD), principalmente por la sensibilidad de la detección (Talero J., 2020).

## Marco Teórico

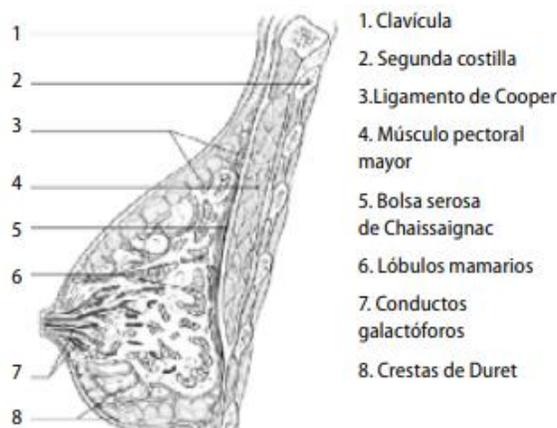
### 6.1 Anatomía de la Mama

La mama es considerada un órgano presente en ambos géneros y está ubicada en el músculo pectoral mayor. Inicia desde el borde inferior de la segunda costilla hasta la sexta costilla, y transversalmente desde el borde externo del esternón hasta la línea axilar anterior y encima está el complejo areola del pezón (CAP) (Melisa Calvo 2018).

La mama está conformada por tejido glandular, epitelial conjuntivo fibroso y por el tejido adiposo, este último relacionado a la edad, el estado hormonal y el peso. La mama consta de 10 a 15 lóbulos. La cara anterior de la glándula engloba crestas fibroglandulares llamadas crestas de Duret, que rodean los lóbulos adiposos y se insertan en el ligamento de Cooper que es una lámina conjuntiva subcutánea se puede observar en la figura1 (Melisa Calvo, 2018; Waldman et al., 2019). Tradicionalmente la mama se divide en cuatro cuadrantes o segmentos: cuadrante superior externo, cuadrante superior interno, cuadrante inferior y área del CAP

#### Figura 1

##### Anatomía de la mama



**Nota. Extraído de** (Melisa Calvo, 2018)

### ***6.1.1 Densidad mamaria***

La densidad mamaria evidencia la composición del tejido mamario constituida por el tejido glandular, epitelial conjuntivo fibroso y por el tejido adiposo; se estudia a través de la mamografía. Es importante reconocerla ya que es un factor correlacionado con la probabilidad de padecer cáncer de mama, diferentes estudios muestran que a mayor proporción de densidad mamaria mayor riesgo de sufrir cáncer de seno (Pesce et al., 2020). Además, la alta densidad mamaria dificulta el diagnóstico precoz debido al enmascaramiento u ocultamiento del tumor en el tejido denso (Valencia-Hernandez et al., 2021, p. 2).

La escala BI-RADS (por sus siglas en inglés Breast Imaging Data Reporting System) es un sistema de escala cualitativa y cuantitativa estandarizada y se utiliza para determinar la proporción entre tejido fibroglandular y tejido adiposo. Esta escala facilita la comunicación entre especialistas y es actualizada por el ACR (por sus siglas en inglés College of Radiology) (Osorio Bazar et al., n.d.; Spak et al., 2017).

La escala cualitativa BI-RADS involucra estándares o clases, así:

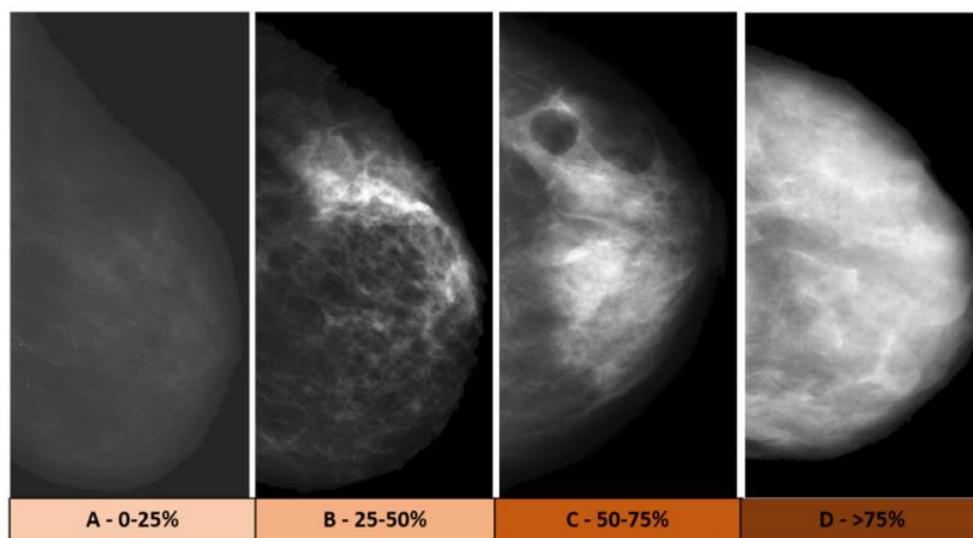
- A: se refiere a que los senos son en su gran mayoría grasos, un porcentaje del 25% corresponde al tejido mamario,
- B: se presentan áreas dispersas de tejido fibroglandular correspondiente a un 25-50% del tejido mamario,
- C: los senos son heterogéneamente densos y corresponde al 51-71% del tejido mamario,
- D: los senos son extremadamente densos y corresponde a  $\geq 75\%$  del tejido mamario.

La clasificación C y D son un factor de riesgo para el desarrollo del cáncer de mama, así como un factor de enmascaramiento y disminución en la sensibilidad de la mamografía, que

dificultan la identificación de anomalías en el seno. En la Figura 2 se puede observar una imagen de cada clasificación.

## Figura 2

### Densidad Mamaria.



*Nota: Ejempló de mamografía, A) Parcialmente Adiposa, B) Densidad Fibroglandular, C) Heterogéneamente densa y D) Extremadamente densa, Extraído de(Valencia-Hernandez et al., 2021, p. 2)*

Existe también una clasificación numérica utilizada para evaluar la probabilidad de los hallazgos encontrados, en la tabla 1 se puede observar la clasificación desde el BI-RADS 0 hasta el BI-RADS 6.

## Tabla 1

Clasificación BI-RADS numérica.

<b>CLASIFICACIÓN BI-RADS NÚMÉRICA</b>	
<b>BI-RADS 0</b>	No concluyente.
<b>BI-RADS 1</b>	Mama normal.
<b>BI-RADS 2</b>	Hallazgos benignos (probabilidad de cáncer similar a la población general)
<b>BI-RADS 3</b>	Hallazgos probablemente benignos (<2% de riesgo de malignidad)
<b>BI-RADS 4</b>	Probablemente maligna (valor predictivo positivo para cáncer entre 29-34%-70%).
<b>BI-RADS 5</b>	Altamente sugestivo de malignidad (valor predictivo positivo para cáncer >70%).
<b>BI-RADS 6</b>	Malignidad confirmada histológicamente, pero antes de iniciar manejo definitivo.

*Nota:* Escala de BI-RADS la categorización de clasificación tisular permite a el experto clasificar según lo hallazgos (Alomaim et al., 2019).

### ***6.1.2 Cáncer de mama***

El cáncer de mama es una enfermedad con un proceso oncológico clonal debido a la alteración de las células de la glándula mamaria por su rápida multiplicación, relacionado a los cambios en los mecanismos de división y muerte celular, lo que ocasiona el desarrollo de tumores malignos o masas anormales que pueden propagarse a cualquier parte de cuerpo, a este proceso o estadio se le conoce como metástasis. La enfermedad puede desarrollarse por diferentes factores genéticos y hormonales y del estilo de vida (Milosevic et al., 2018; Villavicencio-Romero et al., 2019).

### ***6.1.3 Estadificación del cáncer de mama***

La estadificación es el proceso para determinar que tanto ha avanzado el cáncer en el cuerpo de un ser humano y por este medio el médico determina en qué etapa o estadio se encuentra en cáncer y ayuda a determinar cuáles son las opciones de tratamiento más adecuadas (*Estadificación Del Cáncer*, n.d.).

El sistema de estadificación del cáncer de mama se realiza de acuerdo a la clasificación de la American Joint Committee on Cancer (AJCC) y la International Union For Cancer Control (UICC). que establece la valoración con el TNM relacionado con criterios anatómicos (Fernández et al., 2021), cada letra hace referencia a:

- Categoría T, el tamaño del tumor.
- Categoría N, los ganglios afectados.
- Categoría M, metástasis a distancias.

#### ***6.1.4 Tipos de cáncer de mama***

Los tumores malignos de mama surgen de elementos epiteliales y se clasifican en carcinomas divididos en dos grupos: Carcinoma in situ e infiltrantes

- Carcinoma ductal in situ: En este tipo, las células tumorales no sobrepasan la membrana basal.
- Carcinoma infiltrante: Está formado por distintos tipos de lesiones que se diferencia en su características radiográficas, moleculares, histopatológicas.

(Fernández et al., 2021)

#### ***6.1.5 Exámenes diagnósticos para el cáncer de mama***

Ante la existencia, en el examen físico, de una protuberancia o masa, en la gran mayoría de los casos indoloro, acompañado por signos clínicos como eritema, equimosis, piel de naranja, retracción del pezón y salida de secreción del pezón, los médicos ordenan la realización de una serie de exámenes clínicos en los que se encuentra la mamografía, exámenes paraclínicos y biopsia entre otros (Villavicencio-Romero et al., 2019)

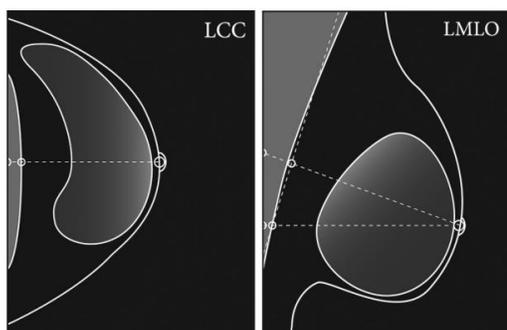
### 6.1.6 Imagen diagnosticas del cáncer de mama.

Existen tres pruebas de imagen diagnosticas utilizadas como apoyo en el descubrimiento de tejido anormal en la mama.

- **Mamografía:** La tecnología que produce este tipo de imagen, utiliza los rayos X en bajas dosis. En esta se combina dos vistas en proyecciones oblicuo medio lateral (MLO) y la craneocaudal (CC) creando una representación tridimensional del seno, esto posibilita la visualización de patologías, es decir, las características mamográficas que pueden ser sospechosas en una proyección puede que sea normal en la otra proyección (Hasan et al., 2021). En la figura 3 se puede observar el punto de referencia para la el posicionamiento de las proyecciones MLO y CC es el complejo aréola del pezón (CAP) con la finalidad de garantizar la integridad de todo el tejido mamario (Sweeney et al., 2018).

### Figura 3

#### Descriptores de la línea posterior del pezón



Nota: Orientación de la toma de mamográfica CC y MLO, según el punto de referencia CAP. Extraído de (Sweeney et al., 2018)

- **Ecografía:** El ecógrafo utiliza el ultrasonido para producir una imagen basado en la densidad de los tejidos. (Villavicencio-Romero et al., 2019)
- **Resonancia Magnética:** Produce imágenes diagnosticas utilizando campos magnéticos. Esta tecnología produce un conjunto de imágenes que son capaces de mostrar en detalle órganos y estructuras óseas.(Kolak et al., 2017)

## 6.2 Desarrollo de software

Es importante destacar que inicialmente se realizó búsqueda y reconocimiento de información teórica para luego llevarlo a la practica en el desarrollo del proyecto, alguno de ellos es la metodología del desarrollo SCRUM como guía para determinar las tareas que debían realizar en términos técnicos y conceptuales cada uno de los participantes del proyecto,

### *6.2.1 Metodología del Desarrollo de software (SCRUM)*

En el proceso de desarrollo de software se han venido implementando una serie de metodologías que facilitan la programación, una de las más populares y ágiles es Scrum (del español melé) que es un marco de trabajo diseñado de forma que logra la colaboración de un equipo para obtener soluciones eficaces en el desarrollo de productos a corto tiempo, emplea un conjunto de reglas y se definen roles para generar una estructura de correcto funcionamiento (Sesaria Kikitamara & Anastasia Ary Noviyanti, n.d.) (Vinicio Estrada-Velasco et al., 2021).

Scrum define tres roles, los cuales son:

- El Scrum master, es el encargado de liderar al equipo de trabajo y hacer seguimiento de las normas y procesos acordados del proyecto.

- El dueño del producto o Product owner, es representante de los usuarios del software, cuya finalidad es transmitir los requerimientos al equipo de trabajo.
- El equipo de desarrollo team, es el grupo de profesionales encargados de convertir la lista de requerimientos en funcionalidades del software. (Bryan Molina Montero, 2018.,n.d.) (Kurnia et al., n.d.).

### ***6.3 Validación de software y objetivos de la validación***

En el área de Ingeniería de Requerimientos, la validación es un proceso determinante donde se asegura que los resultados sean una muestra real de las soluciones a las necesidades del usuario, garantizando el cumplimiento de las expectativas con integridad, que sean correctas y consistentes. Es una tarea que se debe efectuar a lo largo del ciclo de desarrollo de cualquier proyecto que involucre la elaboración de un software. (Sonia et al., n.d.)

Se pueden señalar tres fases complementarias para el proceso de validación de requerimientos:

- **Planificación:** Permite la visualización de los objetivos que se pueden conseguir, los requerimientos a examinar, los participantes, estrategias y herramientas a utilizar.
- **Gestión de defectos:** En esta actividad se debe implementar el registro que ayuda al seguimiento, control e identificación de los defectos a partir del resultado de la aplicación de procesos de validación, adicionalmente se deben establecer los métodos de corrección.
- **Aceptación:** Es la conectividad al siguiente ciclo del desarrollo del software por lo que es la última fase de la ingeniería de requerimientos, se debe contar con la aceptación del usuario (persona o personas que finalmente utilizaran el software) sobre las

especificaciones, parámetros, condiciones y restricciones de calidad del producto (Santana et al., 2021).

### **6.3.1 Pruebas de software**

Las pruebas de software son una parte integral del ciclo de vida del desarrollo de software, de esta manera se puede estar seguro de que se cumplen los requerimientos, la funcionabilidad, rendimiento y experiencia del usuario. Algunas pruebas son las unitarias, de integración, del sistema y de funcionabilidad. (Hasan et al., 2021)

### **6.3.2 Pruebas unitarias**

Son las primeras pruebas que se realizan de forma continua durante el desarrollo del software. Es la unidad mínima de un programa, se basa en corroborar que cada componente individual aislado funcione correctamente, lo que ayuda a la corrección de errores y determinar el funcionamiento esperado (Anand Nayyar, 2019).

### ***6.3.3 Pruebas de integración***

Estas pruebas implican la comprobación del funcionamiento de todos los módulos integrados como grupo, con el propósito de identificar errores que pueden suceder al mezclar los diferentes componentes unitarios del programa. Requiere de establecer un orden y método, seleccionando los componentes, realizando estrategia de integración y herramientas. (Anand Nayyar, 2019)

### ***6.3.4 Pruebas de sistema***

En este nivel se valida el software completamente integrado, con el propósito de evaluar las especificaciones y requerimientos del sistema de punto inicial a punto final, teniendo en

cuenta que es un sistema que está integrado por Software/Hardware por lo que se opera todo el sistema basado en computo. (*Tipos de Pruebas de Software: Diferencias y Ejemplos - LoadView*, n.d.) (Anand Nayyar, 2019).

### ***6.3.5 Pruebas de funcionales***

Se realizan para confirmar las especificaciones mencionadas en los requerimientos, es decir valida toda la programación garantizando que las características y funcionalidades se comportan según lo esperado. (Anand Nayyar, 2019)

## **Metodología**

Se utilizaron imágenes de mamografía obtenidas de una institución de salud especializada en cáncer de la ciudad de Bogotá en la validación del software propuesto para detectar regiones anormales de imágenes mamográficas (Talero J., 2020). Fue necesario realizar el preprocesamiento para cambiar el formato de las imágenes de DICOM a extensión JPG; debido a que es el formato requerido por el software de detección.

Para el desarrollo de este trabajo se designaron distintos roles siguiendo la metodología de desarrollo ágil Scrum: el profesor en el cargo de líder de grupo asignando tareas, vigilando el proceso metodológico de investigación y el desarrollo de la tecnología (software); el asesor externo encargado de suministrar las imágenes y realizar el acompañamiento para verificar la fidelidad con base a su conocimiento y experiencia, finalmente dos estudiantes de Ingeniería Biomédica como equipo encargado del desarrollo del software y de la investigación teórica fundamental para el desarrollo del trabajo documental.

### **7.1 Diseño del software para el preprocesamiento de imágenes de mamografía.**

El desarrollo del software se realizó en MATLAB, mediante el entorno de desarrollo de interfaz guide, el cual contiene un código automático que permite la inserción en la programación para adecuar el comportamiento de la interfaz sus principales funciones son: hObject como identificador de objetos (botones), eventdata oprimir botones, handles almacena datos con la figura. De manera general, la interfaz permitió la programación de controles, botones y cuadros de dialogo enlazados con la programación de preprocesamiento de la imagen.

Inicialmente en la “function pushbutton1” se estructura la programación para pasar la imagen de extensión DICOM a formato tradicional JPG; se comenzó por utilizar la función global que permite compartir las siguientes variables: imgU8, filename y pathname, que serán reconocidas y compartidas a lo largo de toda la programación en diferentes funciones, filename y pathname es como se denomina al archivo y la ruta en donde se guardara la imagen respectivamente, la función “uigetfile” permitió conseguir los archivos según los formatos (.dcm , .dic ,jpg), después se utilizó la función “dicomread” que realiza la lectura de la imagen con una resolución de 16 bits en el rango de [0, 65535], esta imagen es matriz en el formato (uint16) enteros. La función “dicominfo” nos permite extraer la información de la imagen, la variable c corresponde al centro de la imagen y la variable w es la información del ancho de la imagen, la función double convierte los datos a números decimales largos y poder realizar las operaciones de la escala de los valores. Para escalar la imagen se utiliza la siguiente ecuación  $imgScaled = 255.*((double(img)-(c(1)-0.5))/(w(1)-1)+0.5)$ , con esto se obtiene una matriz con valores decimales y ajustados escalarmente, para asegurarnos que los valores estén entre el rango de 0 a 255 en formato uint8 se utiliza la siguiente función:  $imgU8 = uint8(\min(\max(imgScaled, 0), 255))$ , para obtener una imagen (imgU8) con valores enteros de 8 bits en el rango de [0,255]. La función “axes” nos permite poner el grafico en el espacio designado en la interfaz, a través de la función “imshow”.

En las funciones “radiobutton” 1 y 2 es un grupo de botones que denotan la selección de anormal y normal respectivamente, cuando el usuario selecciona la opción anormal se hace visible el botón de marcar, esta herramienta le da la posibilidad al experto radiólogo de hacer un recuadro sobre la imagen, para demarcar el tejido sospechoso con un recuadro, el recuadro se hace con la función “rect”.

En los menú de opciones de la densidad se utiliza el objeto `popupmenu2`, para crear una lista con el rango de densidad cuyo valor según escala de Bi-rads es desde a hasta b. El objeto `popupmenu3` despliega la clasificación numérica de 1 a 6. El experto radiólogo según su criterio puede dar la calificación cualitativa y cuantitativa según BI-RADS y además puede demarcar el tejido sospechoso, también tiene la posibilidad de poner algunas observaciones que considere importantes para el paciente o sus colegas.

Para finalizar y guardar la imagen en formato jpg se utilizó la función “`imwrite`”, y se utilizó la función “`save`” para guardar los datos y la matriz de la imagen en extensión \*.mat, especificando la ruta de la carpeta en donde va guardada la imagen de mamografía, las carpetas fueron nombrada, normal o patológica, observar Anexo 1. Finalmente, el objeto `pushbutton5` es un botón para que el usuario pueda regresar y procesar una nueva imagen.

### ***7.1.2 Requerimientos de usuario***

Los requerimientos que se tuvieron en cuenta según lo establecido con el asesor externo para el uso de las imágenes fueron:

- Eliminación de la etiqueta con información personal y clínica de la paciente, en cada una de las imágenes provenientes de la institución de salud.
- Tener la opción para que el experto ingrese la información según la clasificación BI-RADS de la densidad de la mama.
- El programa de preprocesamiento debía permitir ingresar observaciones de un experto respecto a diferentes hallazgos clínicos.

### ***7.1.3 Requerimientos de Procesamiento de imagen mamográfica para validar el software***

Se tuvieron en cuenta las siguientes especificaciones para que el software propuesto en este trabajo, procesara las imágenes de mamografía, para poder evaluar el desempeño del software de Talero J.:

- Las imágenes o archivos DICOM debían ser convertidas a formato convencional, extensión JPG.
- El programa de preprocesamiento debía tener la posibilidad de procesar imágenes individuales.

## **7.2 Base de datos imágenes de mamografía para la validación de software**

Se recibieron 485 imágenes de diferentes proyecciones mamográficas correspondientes a un total de 126 pacientes, 3 pacientes con una única proyección, 3 pacientes con dos proyecciones, 4 con tres proyecciones, y el restante con 4 proyecciones, provenientes de una institución prestadora de servicios de salud especializada en cáncer de cuarto nivel de la ciudad de Bogotá, las proyecciones eran cráneo caudal y medio-lateral oblicua derecha e izquierda en formato DICOM, estándar internacional utilizado para almacenar imágenes médicas, con dimensiones de 3518 filas x 2800 columnas. Estas imágenes se preprocesaron para convertirlas a formato con extensión JPG conservando sus dimensiones y apariencia.

La información de las mamografías se encontró tabulada, incluyendo: nomenclatura de la imagen (codificación numérica), información del concepto de los expertos, cada imagen tiene la calificación literal, A, B, C o D, y la clasificación numérica del 0 al 6 relacionada con los

hallazgos en las imágenes, información dada por la institución (ver anexo 2); ambas medidas de acuerdo con las escalas BI-RADS ver tablas en Marco Teórico tabla 1.

### **7.3 Procesamiento de imágenes de mamografía y recopilación base de datos.**

En este punto, se procesaron en el software realizado por Talero J. cada una de las imágenes de mamografías en formato JPG, obtenidas en archivo DICOM desde la institución de salud y convertidas en el programa realizado por nosotros. Se tuvieron en cuenta detalladamente los códigos y sus respectivas direcciones MLO y CC tanto derecha e izquierda, se realizó una base de datos en Excel para recopilar la clasificación que determino el software (Anomalía o Normal).

### **7.4 Matriz de confusión**

Una vez que el software clasifica las imágenes, es fundamental evaluar su rendimiento y confiabilidad. Aquí es donde la matriz de confusión se convierte en una herramienta valiosa. La matriz de confusión es una tabla que muestra el rendimiento de un algoritmo de clasificación al comparar sus resultados con una verdad de referencia, en este caso, las clasificaciones realizadas por expertos humanos.

La matriz de confusión desglosa las predicciones del software en cuatro categorías principales: verdaderos positivos (VP), verdaderos negativos (VN), falsos positivos (FP) y falsos negativos (VN). Un verdadero positivo indica que el software clasificó correctamente una imagen mamográfica como positiva para cáncer de mama, mientras que un verdadero negativo indica una clasificación correcta de una imagen mamográfica como negativa para cáncer de

mama. Los falsos positivos se producen cuando el software clasifica incorrectamente una imagen mamográfica sana como positiva, y los falsos negativos ocurren cuando el software no detecta una imagen mamográfica que en realidad tiene cáncer de mama (Morales et al., n.d.).

Al analizar la matriz de confusión, es posible calcular varias métricas de evaluación, como la sensibilidad, la especificidad, la precisión y la exactitud. Estas métricas brindan información crucial sobre el rendimiento del software de clasificación y su capacidad para detectar correctamente la presencia o ausencia de cáncer de mama en las imágenes mamográficas.

- La precisión: es la porción de muestra que las pacientes como positivos en realidad sean positivos, es decir, la probabilidad de sospecha de que el individuo presenta la enfermedad.
- La sensibilidad: Es la tasa positiva verdadera con la posibilidad de clasificar correctamente los casos verdaderos.
- La exactitud: es la probabilidad de resultados correctos en el rendimiento de la validación.
- Especificidad: Es la tasa de verdaderos negativos con la posibilidad de clasificar los casos negativos

## Tabla 2

Métricas de evolución y correlación detección del software.

<p><b>Verdadero positivo:</b> El concepto del radiólogo es sospechoso y el software clasifica también que era sospechoso.</p>	<p>VP</p>
---	-----------

<b>Verdadero negativo:</b> El concepto del radiólogo es normal y el software clasifica también que era normal.	VN
<b>Falso negativo:</b> El concepto del radiólogo es sospechoso y el software clasifica que era normal. Error tipo II	FN
<b>Falso positivo:</b> El concepto del radiólogo es normal, y el software clasifica que era sospechoso. Error tipo I	FP

La evolución de las métricas se realiza a partir de los porcentajes obtenidos utilizando las fórmulas que se muestran en la tabla 3:

**Tabla 3**

Porcentaje de las métricas:

Métricas	Formulas
Precisión: Porcentaje de predicciones sospechosas correctas	$VP(VP + FP)$ (1)
Sensibilidad: Porcentaje casos sospechosos detectados	$VP(VP + FN)$ (2)
Especificidad: Porcentaje casos normales detectados	$VN(VN + FP)$ (3)
Exactitud: Porcentaje de predicciones correctas	$(VP + VN) \times (VP + FP + FN + VN)$ (4)

## **Resultados**

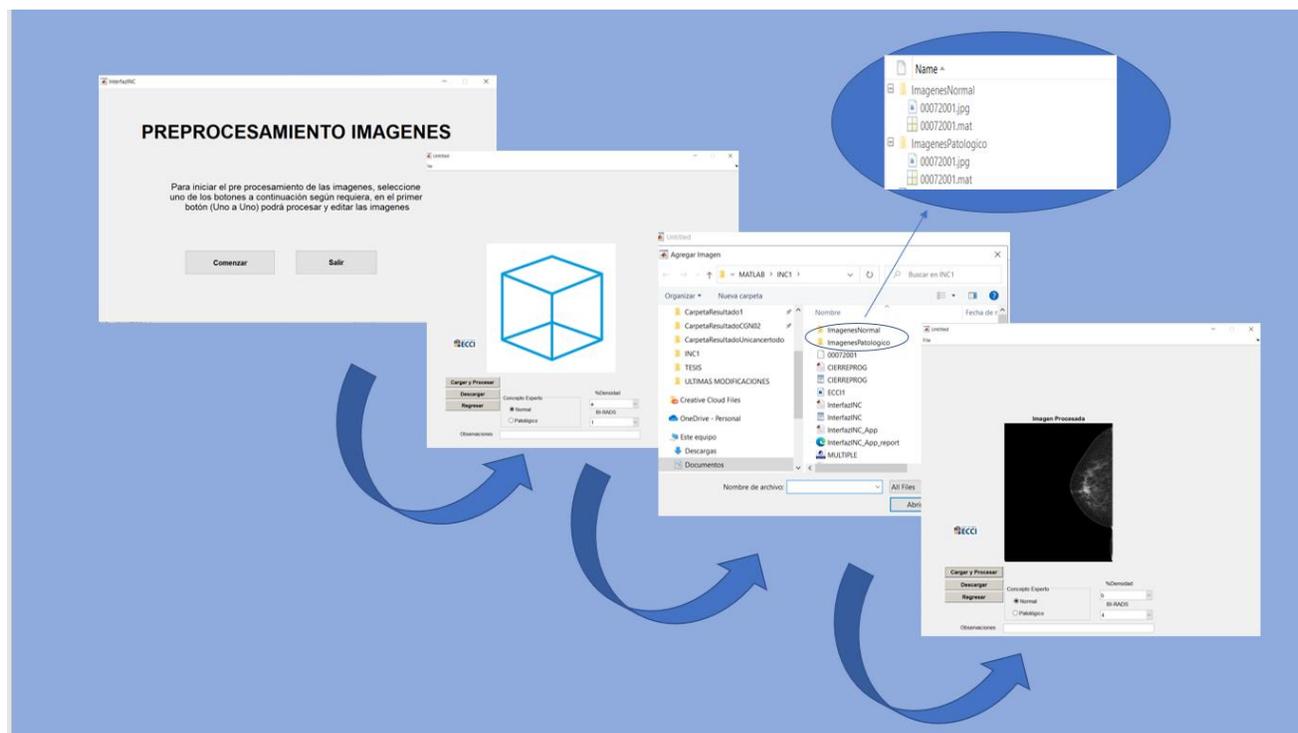
En este capítulo se presentan los resultados obtenidos de la validación del software que detecta regiones anormales en imágenes de mamografía utilizando detector de objetos en cascada (Talero J., 2020), para ello se realiza la matriz de confusión que permite encontrar la precisión, sensibilidad, exactitud y especificidad del software. Se realiza un análisis de la relación gráfica de la base de datos aportada por la institución del concepto de los expertos según la escala BI-RADS de cada proyección mamográfica y la clasificación (anomalía, sospechoso o normal) que realiza el software.

### **8.1 Programa de preprocesamiento de las imágenes según requerimientos**

Se desarrollo la programación y una interfaz de usuario en MATLAB con botones que permiten elegir entre las opciones para cargar las imágenes de mamografía (una a una). Inicialmente se abre una ventana con la opción comenzar seguido de la ventana que permite cargar una imagen de mamografía con el botón “cargar y procesar” el recuadro donde se observa el cubo es espacio destinado para la observación de la imagen de mamografía, se colocaron distintas opciones para el concepto del experto entre las cuales se encuentran los botones normal o patológico ,la clasificación según la escala BI-RADS , y el espacio para que ingresen las observaciones que creían pertinentes. El botón “descargar” también nos direcciona al explorador de documentos, donde la imagen anteriormente clasificada se almacenó, y queda en la carpeta correspondiente a la clasificación, nombradas como “patológica” o “normal” (Figuras 4 y 5).

**Figura 4**

Ruta de preprocesamiento de la imagen de mamografía.

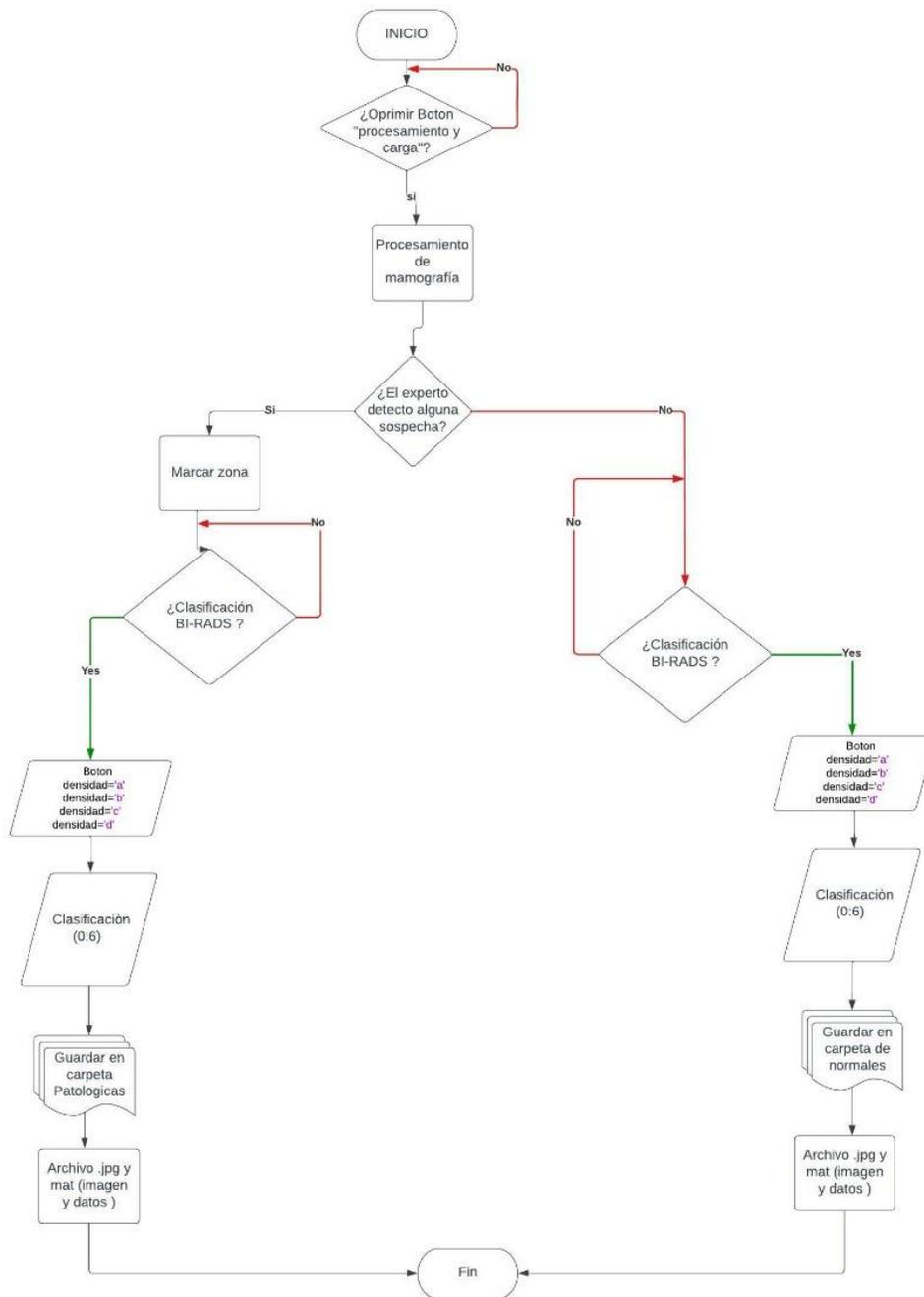


*Nota:* Ventanas para el preprocesamiento de las imágenes de mamografía, ventana 1: permite comenzar o salir del programa, ventana2: cargar y procesar la imagen, opción para colocar el concepto según la escala BI-RADS, botón de opción “normal” o “patológica”, opción de recuadro para ingresar observaciones, opción para descargar la imagen la cual se guarda en las carpetas correspondientes a normal o patológica.

La figura 5 muestra el diagrama de flujo correspondiente a la lógica de programación del botón “Uno a Uno”, que le permite al usuario cargar la imagen contenida en el archivo DICOM, visualizar y procesar la imagen, así mismo le permite seleccionar de acuerdo a la información de la imagen si es normal o sospechosa.

Figura 5

Flujograma de programación.

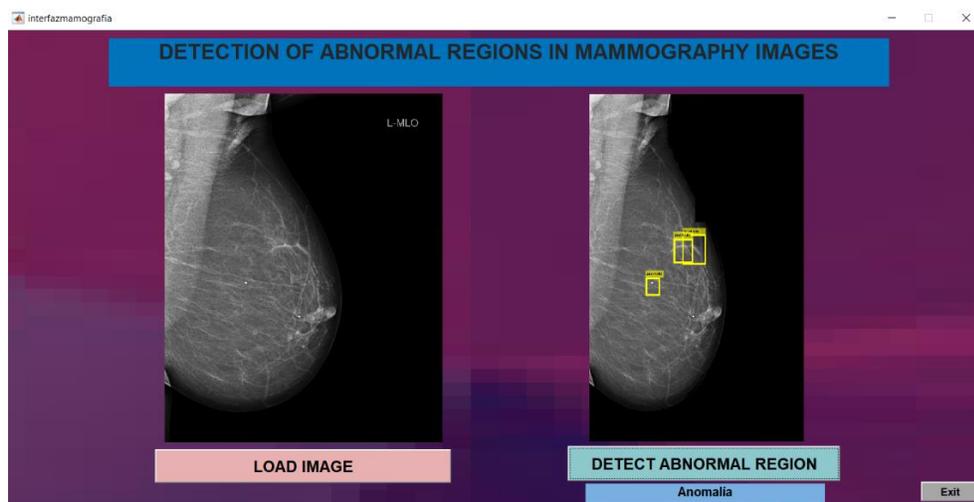


Nota: Autoría propia.

### 8.3 Procesamiento de imágenes de mamografía y recopilación base de datos.

En este punto se procesaron en el software de cascada cada una de las imágenes de mamografías en formato JPG. Se tuvieron en cuenta detalladamente los códigos y sus respectivas direcciones MLO y CC tanto derecha e izquierda, se realizó una base de datos en Excel para recopilar la clasificación que determinó el software (Anomalía o Normal), Figura 7 se observa la demarcación en el recuadro amarillo en donde detecta el tejido “anormal” por lo que el software la clasifica como anormal (o sospechosa, léxico sugerido por la institución especializada).

**Figura 6. Procesamiento de mamografía proyección MLIP**



*Nota:* Mamografía de proyección medio lateral oblicua izquierda en costado derecho primera mamografía sin procesamiento, la segunda mamografía corresponde a la imagen procesada y con los recuadros de detección de tejido anormal.

## 8.4 Análisis estadístico

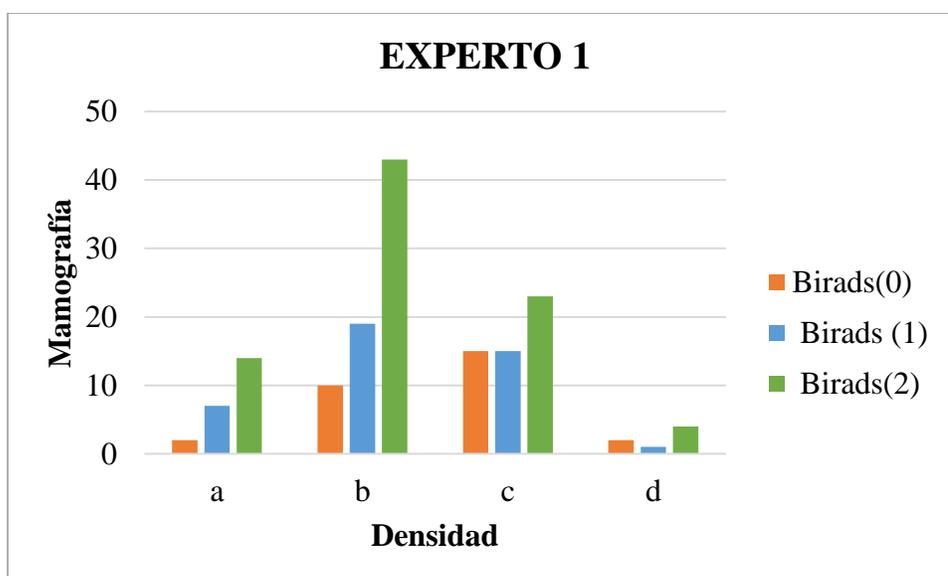
### 8.4.1 Clasificación experto 1 y 2 BI-RADS numérica y densidad.

En la base de datos se encuentra la clasificación BI-RADS numérica del experto 1 y 2, los mismos dan una interpretación de las mamografías desde 0 hasta 2 como “normal” y se realiza una relación frente a la escala de densidad.

La clasificación numérica BI-RADS por parte del experto 1 con mayor relevancia es la 2, en la clasificación de % de densidad, B es de mayor ocurrencia, seguido de la C y en tercer lugar de mayor ocurrencia, la A. La clasificación numérica BI-RADS 1, también se presenta el mismo comportamiento, en el % de densidad B es de mayor ocurrencia (muy inferior a la clasificación 2), seguido de la C, ver Figura 7, se puede interpretar que mayor mente las mamas pueden presentar hallazgos benignos y tiene una densidad fibroglandular del 25 al 50%.

#### Figura 7

Clasificación BI-RADS numérica y Tisular experto 1

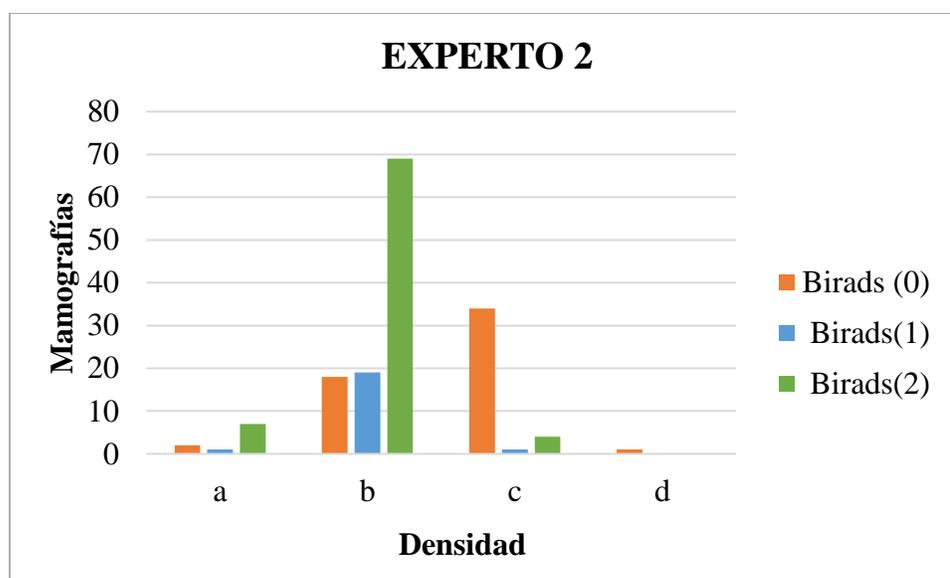


En la Figura 8 se observa la interpretación del experto (radiólogo) 2 quien demarca una alta recurrencia en la clasificación BI-RADS 2 y predomina la clasificación de la densidad B, la clasificación 0 como la segunda más recurrente en correlación a la clasificación C de densidad.

Entonces existe una gran cantidad de mamas heterogéneamente densas y no concluyentes lo que quiere decir que es necesario seguimiento y más estudios complementarios.

### Figura 8

#### Clasificación BI-RADS numérica y Tisular experto 2



#### *8.4.2 Comparación enfocada en la densidad según la opinión de experto y clasificación de software.*

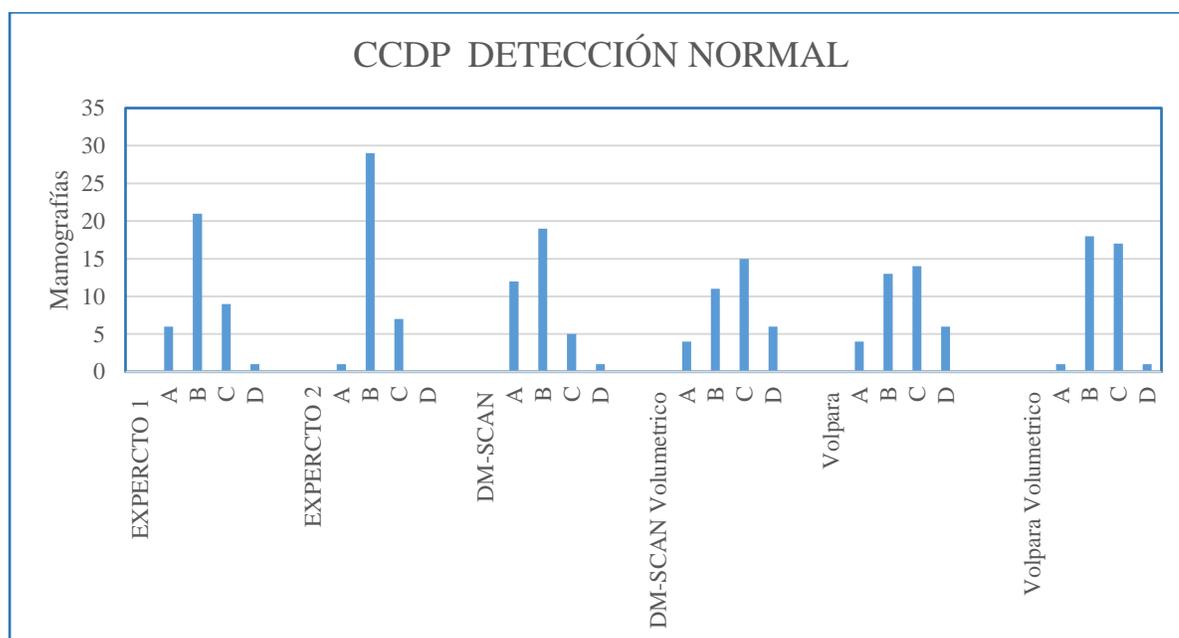
Este apartado se centra en la clasificación cualitativa es decir en la densidad a partir del procesamiento y la detección anomalía (sospechoso) o normal que se ejecutó en el software con distintas proyecciones mamográficas y con la base de datos aportada por la institución de salud en la que está el concepto de dos expertos, los software DM-SCAN, DM-SCAN Volumétrico,

Volpara y Volpara Volumétrico quienes categorizaron cada mamografía según la escala de BI-RADS.

En las mamografías de proyección craneocaudal derecha (CCDP) la clasificación que dieron tanto los expertos como los software de la institución en las categoría B y C, en el software DM-SCAN hay más relevancia en la clasificación A y B que se observa en la siguiente Figura 9 por lo que existe una mayor proporción de mamas que son parcialmente adiposas con porcentaje del 0-25% y densidad fibroglandular del 25-50% .

**Figura 9**

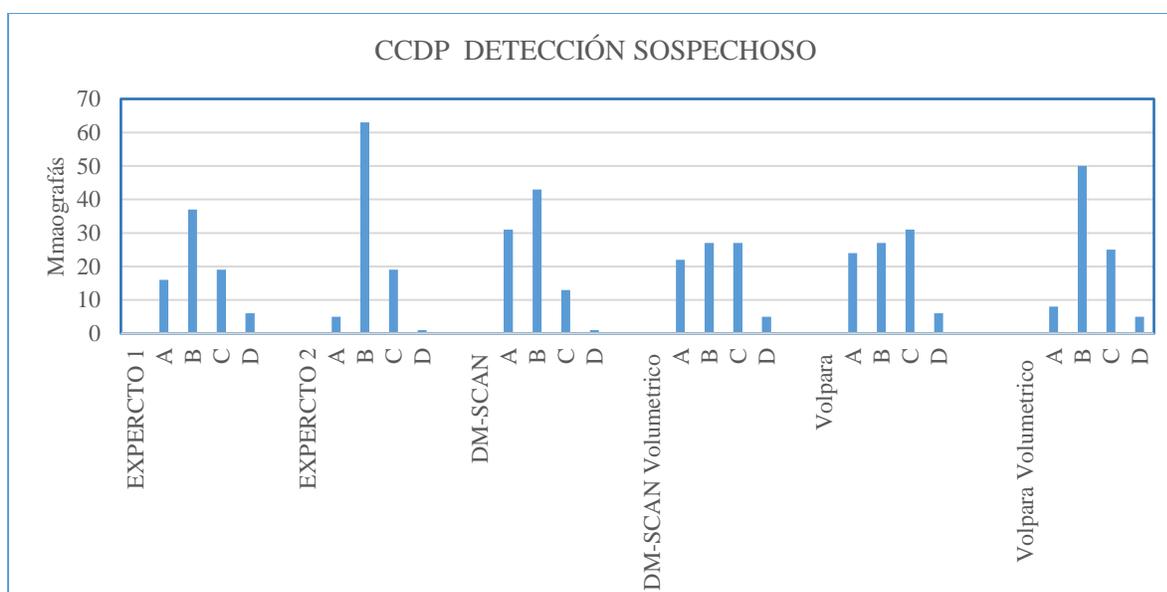
**Grafica clasificación normal software y expertos proyección CCDP**



De la misma proyección se tomaron las mamografías que el software determina como sospechosas, a continuación, el Figura 10, la clasificación de densidad con más recurrencia aumenta siendo la A, B y C, esta última indica que la mama es heterogéneamente densa con un porcentaje de 50-75% de tejido fibroglandular, la alta densidad mamaria es uno de los factores de riesgo ya que dificulta la observación de lesiones, microcalcificaciones o tejido anormal.

### Figura 10

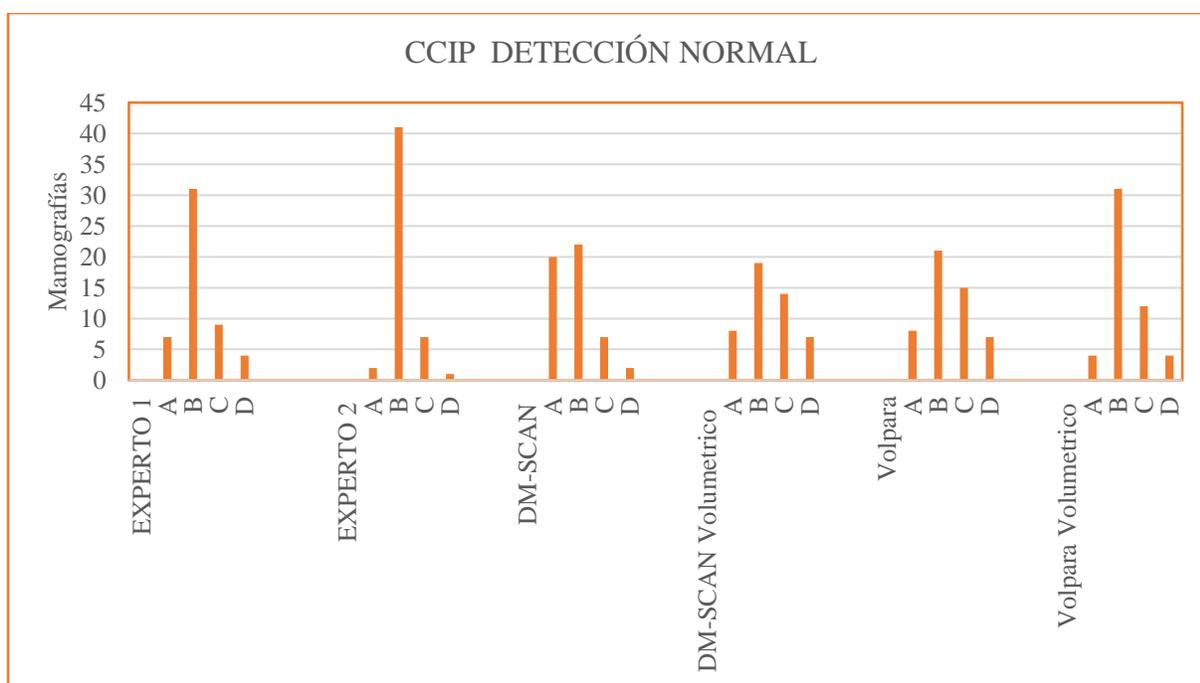
Grafica clasificación sospechoso software y expertos proyección CCDP



En la proyección CCIP con detección normal por parte del software existe una relevancia en la clasificación en B densidad fibroglandular del 24-50%, a pesar de que es la misma mama se puede observar que la categorización de los expertos da con respecto a la proyección CCIP es diferente, como se puede observar en la siguiente Figura 11, sin embargo, la densidad mamaria sigue siendo considerada como factor para cáncer de seno.

**Figura 11**

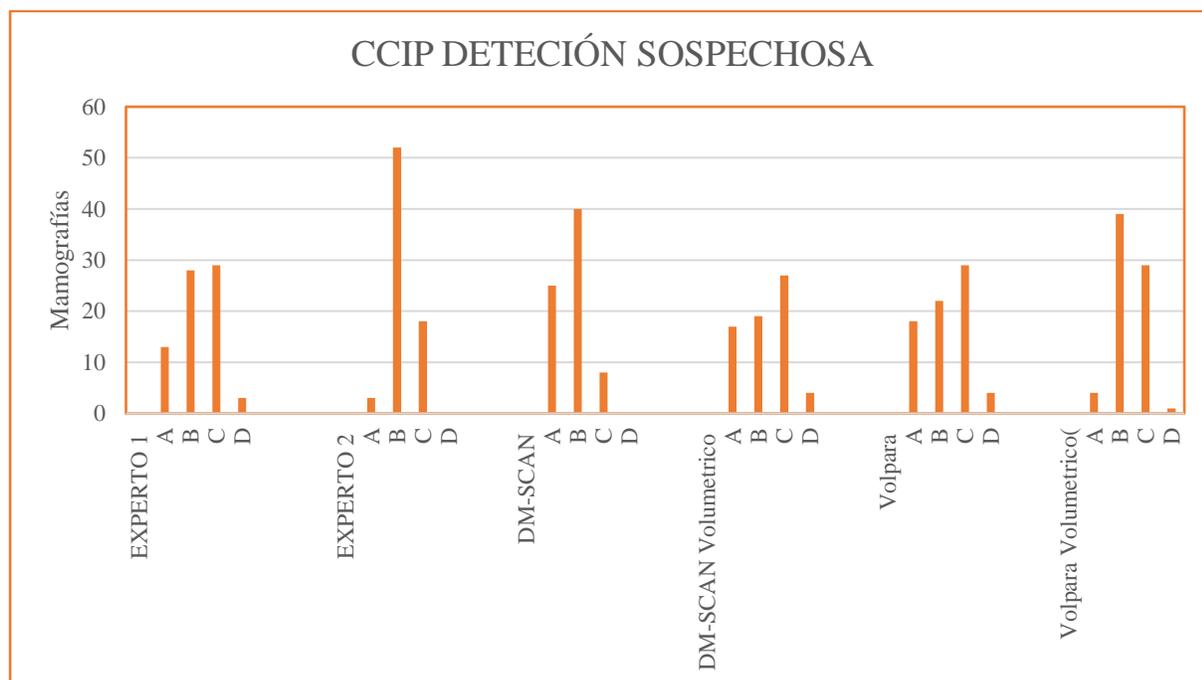
**Grafica clasificación normal software y expertos proyección CCIP.**



En la gráfica sospechoso de la proyección CCIP la clasificación B y C son clasificaciones frecuentes el porcentaje de densidad va desde los 25% a 75%, también se puede observar que los expertos y el software clasifican muy pocas mamografías con la denominación D en donde la mama es total mente densa como se muestra en la siguiente Figura 12.

**Figura 12**

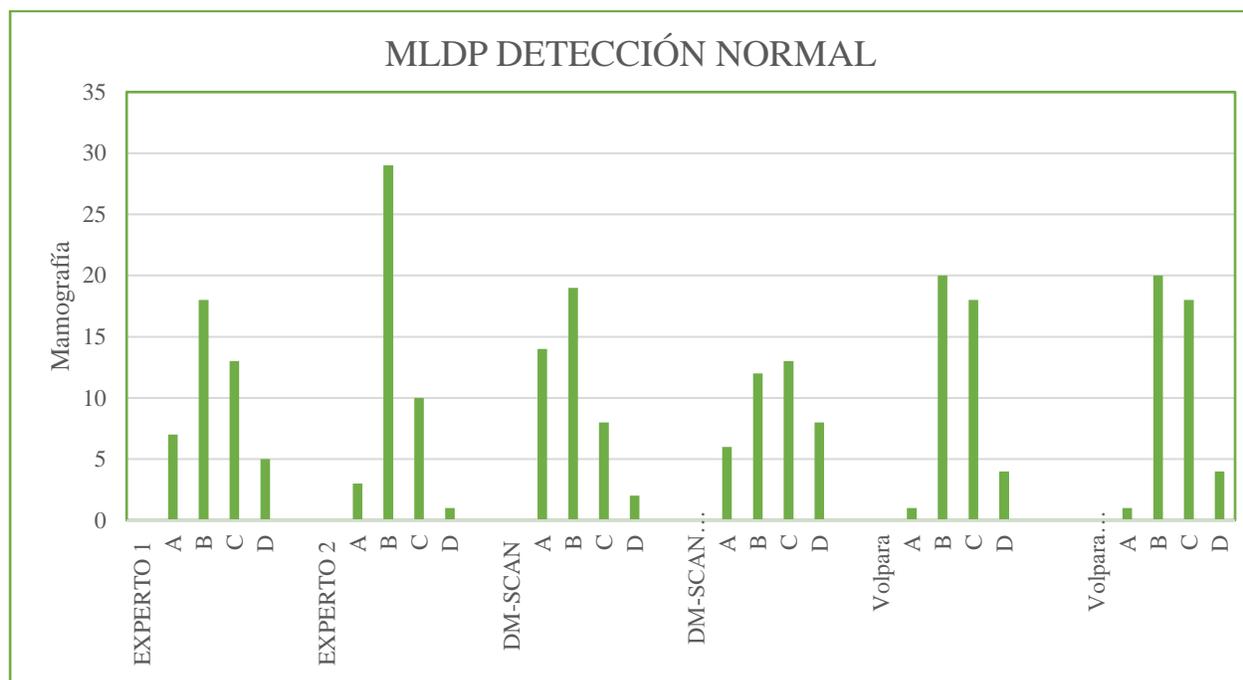
**Grafica clasificación sospechoso software y expertos proyección CCIP**



Las proyecciones medio lateral oblicua derecha (normales) se pueden ver a continuación en la Figura 13 a diferencia de las proyecciones anteriores se observa que una existencia mayor de la clasificación D en donde las mamas tienen un tejido fibroglandular mayor al 75%, la clasificación B sigue siendo la más recurrente.

**Figura 13**

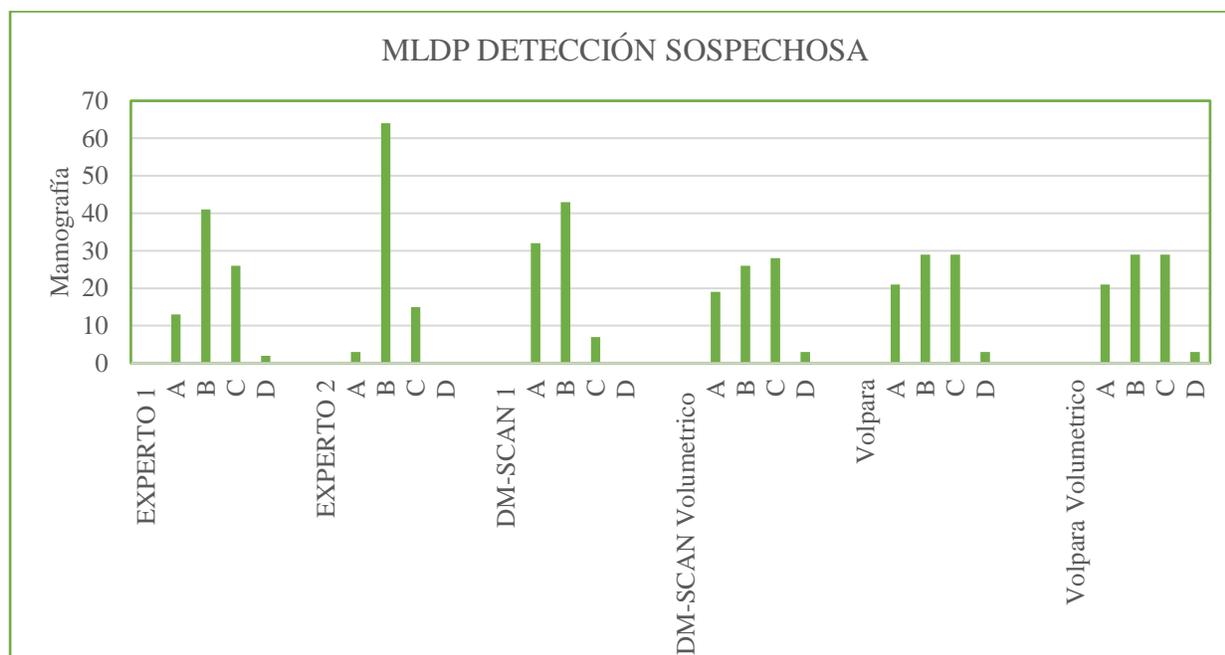
**Grafica clasificación normal software y expertos proyección MLDP**



Las proyecciones medio lateral oblicua derecha (sospechosa) la clasificación con más recurrencia es la C en la próxima Figura 14 en donde la densidad mamaria es de un heterogéneamente densa del 50% al 75% lo que quiere decir que puede haber una dificultad en la detección de anomalías en el tejido, y sigue existiendo una alta frecuencia en la clasificación B.4

**Figura 14**

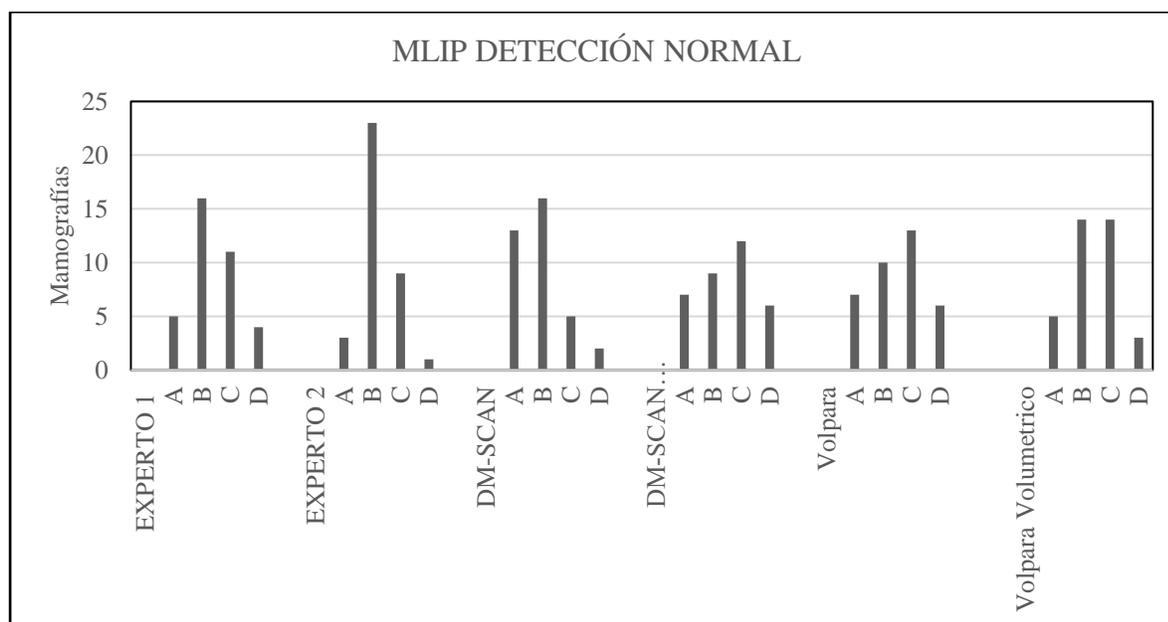
Grafica clasificación sospechoso software y expertos proyección MLDP



Del mismo grupo de mamografías para medio lateral oblicua izquierda normales la clasificación más importante fue la B seguida de la C en una menor proporción como se aprecia en la Figura15, y hay similitudes en las clasificaciones de las mamográficas MLDP.

**Figura 15**

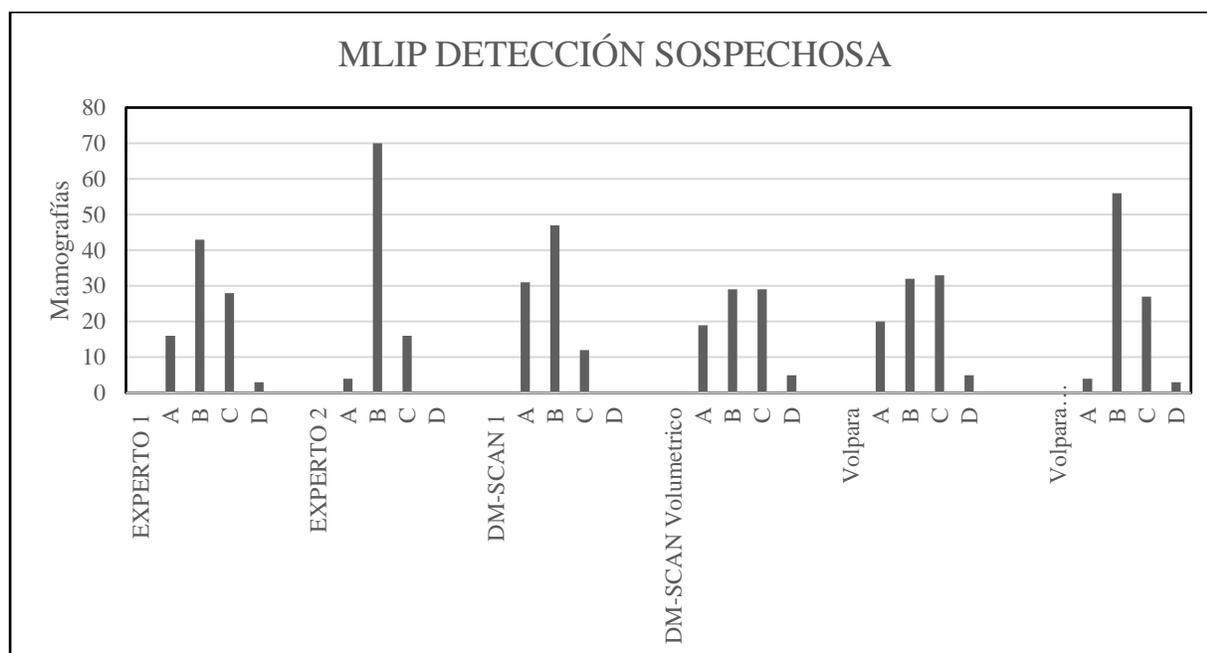
**Grafica clasificación normal software y expertos proyección MLIP**



En las clasificaciones sospechosas se esperaría una alta clasificación en categoría de la D sin embargo la B en la proyección MLPI sospecho la clasificación B y C son las más reiteradas como se puede observar Figura 16.

**Figura 16**

**Grafica clasificación sospechoso software y expertos proyección MLIP**



### 8.5 Análisis Resultados de la Matriz de confusión

Para el modelo de clasificación de la matriz de confusión en este caso se utiliza la detección que realiza los expertos según la escala de BI-RADS numérica mostrada en el capítulo de metodologías ver Tabla 1 y el software que detecta las imágenes anormales. Se realiza el análisis de las métricas de precisión utilizando la ecuación (1), de la sensibilidad correspondiente a la ecuación (2), especificidad en la ecuación (3) y de la exactitud en la ecuación (4).

Dado los resultados se puede inferir que el software en la proyección CCDP tiene una especificidad del 31% que hace referencia a la tasa de acierto que el algoritmo tiene con respecto a los casos realmente catalogados como normales. Adicionalmente podemos determinar que la matriz es exacta con un porcentaje del 99% mostrada en la Tabla 4.

**Tabla 4**

Matriz cráneo caudal mama derecha procesada CCDP

	Software		
Concepto Radiólogo 1		Sospechoso	Normal
	Sospechoso	0	1
	Normal	70	32

- Precisión: 0%
- Sensibilidad: 0%

- Especificidad:  $0,3137254902 = 31\%$
- Exactitud:  $0,9902912621 = 99\%$

A partir de la exactitud de la matriz hallada en la Tabla 5, correspondiente al 45%, podemos decir que la exactitud y la precisión aumenta sin embargo el algoritmo es poco sensible para detectar los casos catalogados como anormales por el radiólogo 1.

**Tabla 5**

Matriz cráneo caudal mama izquierda procesada CCIP

	Software		
Concepto Radiólogo 1		Sospechoso	Normal
	Sospechoso	1	0
	Normal	56	45

- Precisión: 57%
- Sensibilidad: 1%
- Especificidad: 44%
- Exactitud: 45%

La Tabla 6 muestra que el algoritmo es insuficiente para determinar los casos anormales en las imágenes tomadas de MDLP, la exactitud y especificidad disminuye a comparación de las vistas CCDP y CCIP.

**Tabla 6**

Matriz medio lateral oblicua mama derecha procesada MDLP

	Software

Concepto Radiólogo 1		Sospechoso	Normal
	Sospechoso	1	0
	Normal	65	35

- Precisión: 66%
- Sensibilidad: 1%
- Especificidad:35%
- Exactitud:35%

La proyección MLIP podría ser la mejor para determinar el número de predicciones correctas con el total haciendo referencia a una precisión del 73%, el mayor de las ya analizadas; sin embargo, se obtiene baja especificidad y exactitud, como se observa en la siguiente Tabla 7.

**Tabla 7**

Matriz medio lateral oblicua mama izquierda procesada MLIP

	Software		
Concepto Radiólogo 1		Sospechoso	Normal
	Sospechoso	1	0
	Normal	72	30

- Precisión: 73%
- Sensibilidad: 1%
- Especificidad:29%

- Exactitud: 30%

Teniendo en cuenta los casos determinados como No Concluyentes, Tabla 8, la primera matriz de confusión presenta una alta exactitud entre la relación de los datos del software y los otorgados por el radiólogo 1, pero es 0% precisa y 0% sensible.

**Tabla 8**

Matriz cráneo caudal mama derecha procesada CCDP

		Software		
1	Concepto Radiólogo		No Concluyente	Normal
	No Concluyente		0	4
	Normal		0	32

- Precisión: 0%
- Sensibilidad: 0%
- Especificidad: 1%
- Exactitud: 88%

En la proyección CCIP, Tabla 9, los datos de precisión, sensibilidad y especificidad no son relevantes, sin embargo, es exacta lo que demuestra la coincidencia entre los datos del radiólogo 1 y el software.

**Tabla 9**

Matriz cráneo caudal mama izquierda procesada CCIP

		Software		
1	Concepto radiólogo		No Concluyente	Normal
	No Concluyente		0	6
	Normal		0	45

- Precisión: 0%
- Sensibilidad: 0%
- Especificidad: 1%
- Exactitud: 88%

En la proyección MDLP, Tabla 10, los datos de precisión, sensibilidad y especificidad no son relevantes, sin embargo, es exacta lo que demuestra la coincidencia entre los datos del radiólogo y el software.

**Tabla 10**

Matriz medio lateral oblicua mama derecha procesada MDLP

		Software	
1	Concepto Radiólogo	No Concluyente	Normal
	No Concluyente	0	8
	Normal	0	35

- Precisión: 0%
- Sensibilidad: 0%
- Especificidad: 1%
- Exactitud: 81%

En la proyección MLIP, Tabla 11, los datos de precisión, sensibilidad y especificidad no son relevantes, sin embargo, es exacta lo que demuestra la coincidencia entre los datos del radiólogo y el software.

**Tabla 11**

Medio lateral oblicua mama izquierda procesada MLIP

		Software	
1	Concepto Radiólogo	No Concluyente	Normal
	No Concluyente	0	6
	Normal	0	30

- Precisión: 0%
- Sensibilidad: 0%
- Especificidad: 1%
- Exactitud: 83%

En cuanto a la especificidad en la proyección general de las mamografías CCIP se observa que el radiólogo realiza una interpretación de densidad de b, el software clasifica como normal y se relaciona con la especificidad del 44% en esta proyección se encuentra el mayor porcentaje.

La precisión del 73% del software se presenta en las proyecciones medio lateral oblicua siendo estas clasificadas tanto como sospechosas y normales con una clasificación por parte del experto 1 en las densidades B y C, la ultimas indica una densidad del 50% al 75%.

En cuanto a la sensibilidad del 1% puede relacionarse que las mamografías en su mayoría eran normales de acuerdo a la clasificación que realiza el experto.

## Conclusiones

La programación en MATLAB permitió preprocesar las imágenes de mamografías aportadas por la institución de salud local, para convertir de extensión \*.dm a \*.jpg; adicional se aplica una máscara para garantizar la confidencialidad de los pacientes. Se estudió un total de 485 imágenes mamográficas, 121 de proyección CCDP, 121 de CCIP, 122 de MLDP y 121 de MLIP; no obstante, no todas las pacientes contaban con las 4 proyecciones de mamografía.

Mediante el análisis de las matrices de confusión, se presenta una baja sensibilidad del 1% para determinar el rendimiento del software, con una precisión de 73%, además de no contar con la totalidad de proyecciones que se realiza a cada mama. Para llegar al estudio y la validación más confiable del software, la cantidad de imágenes es insuficiente. Cabe resaltar la existencia de imágenes clasificadas por los expertos como BI-RADS 0 (no concluyente) o con Densidad Mamaria D (extremadamente densa).

Este estudio permio revelar algunas consideraciones que pueden ser de importancia para obtener datos de validación más determinantes. Las condiciones a tener en cuenta son: las imágenes de los repositorios online (utilizadas por Talero J.) tienen características de resolución y brillo muy diferentes a las imágenes de mamografías utilizadas en la institución de salud, lo que indica que toca reentrenar al algoritmo inteligente de nuevo con estas imágenes de la institución; se debe obtener imágenes con tejido sospechoso suficientes, o equilibradas en cantidad, en relación a la cantidad de imágenes normales, parte de las inconsistencias en los resultados utilizando la matriz de confusión es que la institución no suministro suficientes imágenes con tejido anormal o sospechosos; este tipo de algoritmos inteligentes son sensibles a

las imágenes de entrada por lo que se sugiere, tratar de conocer bien el origen de las imágenes (tecnología utilizada) para tener resultados más confiables, si se hace el análisis con imágenes de diferentes instituciones. Adicionalmente, se sugiere incluir en el software la relación del porcentaje de densidad de las mamas de acuerdo a la escala BI-RADS y otros métodos de evaluación de las imágenes mamográficas que nuevamente representen una mejora a la hora de dar el diagnóstico.

## Bibliografía

*Age standardized (World) incidence rates, breast, all ages.* (n.d.). <https://doi.org/10.8>

Alejo-Martínez, H., Arciniegas-Alvarez, M., Alejo-Martínez, H., Wiesner-Ceballos, C., Andrés Arciniegas-Álvarez, M., Poveda-Suárez, C. A., Puerto-Jiménez, D. N., Ardila-Hernández, I. T., & Cotes-Millán, J. A. (2013). La calidad de la mamografía en Colombia: análisis de un estudio piloto. In *Anales de Radiología México* (Vol. 3).

<https://www.researchgate.net/publication/257625762>

Abbas, Q. (2016). DeepCAD: A Computer-Aided Diagnosis System for Mammographic Masses Using Deep Invariant Features. *Computers*, 1-15. DOI: 10.3390/computers5040028.

Alomaim, W., O’Leary, D., Ryan, J., Rainford, L., Evanoff, M., & Foley, S. (2019). Variability of Breast Density Classification Between US and UK Radiologists. *Journal of Medical Imaging and Radiation Sciences*, 50(1), 53–61. <https://doi.org/10.1016/j.jmir.2018.11.002>

Anand Nayyar. (2019). *Instant Approach to Software Testing Principles, Applications, Techniques, and Practices (English Edition)* (India:BPB PUBN, Ed.).

Arnold, M., Morgan, E., Rumgay, H., Mafra, A., Singh, D., Laversanne, M., Vignat, J., Gralow, J. R., Cardoso, F., Siesling, S., & Soerjomataram, I. (2022). Current and future burden of breast cancer: Global statistics for 2020 and 2040. *Breast*, 66, 15–23.

<https://doi.org/10.1016/j.breast.2022.08.010>

Briceño-Morales, X., Sánchez-Castillo, O., Velasquez, J. C., Bonilla Gonzalez, C., Cervera-Bonilla, S., Guzman-Abisaab, L., Bruges, R., Angel-Aristizabal, J., Duarte, C., Lehmann-Mosquera, C., Garcia-Mora, M., Contreras-Mejía, F., Rojas, E., & Diaz Casas, S. E. (2021). Hormonoterapia

adyuvante en cáncer de mama. Revisión de la Evidencia y Abordaje Terapéutico en el Instituto  
Instituto Nacional de Cancerología, Bogotá, Colombia. *Revista Colombiana de Cancerología*,  
25, 130–141. <https://doi.org/10.35509/01239015.746>

Bryan Molina Montero, H. V. C. D. C. (2018). Metodologías Ágiles Frente a Las Tradicionales En El  
Proceso de Desarrollo de Software. *Espiraes Revista Multidisciplinaria de Investigación*.  
[https://doi.org/DOI: 10.31876/re.v2i17.269](https://doi.org/DOI:10.31876/re.v2i17.269)

Conti, A., Duggento, A., Indovina, I., Guerrisi, M., & Toschi, N. (2021). Radiomics in breast cancer  
classification and prediction. In *Seminars in Cancer Biology* (Vol. 72, pp. 238–250). Academic  
Press. <https://doi.org/10.1016/j.semcancer.2020.04.002>

Díaz, O., Rodríguez-Ruiz, A., Gubern-Mérida, A., Martí, R., & Chevalier, M. (2021). Are artificial  
intelligence systems useful in breast cancer screening programmes? *Radiología (English  
Edition)*, 63(3), 236–244. <https://doi.org/10.1016/J.RXENG.2020.11.005>

Duarte, C., Salazar, A., Strasser-Weippl, K., de Vries, E., Wiesner, C., Arango-Gutiérrez, A., Krush,  
L., & Goss, P. E. (2021). Breast cancer in Colombia: a growing challenge for the healthcare  
system. In *Breast Cancer Research and Treatment* (Vol. 186, Issue 1, pp. 15–24). Springer.  
<https://doi.org/10.1007/s10549-020-06091-6>

Fernández, J. Á., Palacios Ozores, P., Cebey López, V., Mosquera, A. C., & López López, R. (2021).  
Cáncer de mama. In *Medicine* (Vol. 13, Issue 27).

Jesica Liceth Talero Maldonado. (2020). *DETECCIÓN DE REGIONES ANORMALES EN  
IMÁGENES DE MAMOGRAFÍA UTILIZANDO UN DETECTOR DE OBJETOS EN CASCADA*.  
Universidad ECCI.

J Suckling *et al* (1994): *The Mammographic Image Analysis Society Digital Mammogram Database*  
Exerpta Medica. International Congress Series 1069 pp375-378.

Hasan, S., Sagheer, A. M., Hasan Abdulla, S., Sagheer, A. M., & Veisi, H. (2021). Breast Cancer Classification Using Machine Learning Techniques: A Review End to End Secure Chatting Application View project COVID-19 + Information Technology + Scientific Research View project Breast Cancer Classification Using Machine Learning Techniques: A Review. In *Article in Turkish Journal of Computer and Mathematics Education* (Vol. 12, Issue 14).

<https://www.researchgate.net/publication/356844442>

Heang-Ping Chan, Ravi K. Samala, & Lubomir M. Hadjiiski. (2019). *CAD and AI for breast cancer—recent development and challenges*.

Karol Julieth García Julián David Ocampo María del Pilar Pardo Tatiana Aguilar Carlos Alberto Ruiz Andrés Castaño. (2021). Calidad de las imágenes, la lectura y el servicio de mamografía en cuatro centros de imagenología de Manizales, Colombia. *Biomédica*.

Kolak, A., Kamińska, M., Sygit, K., Budny, A., Surdyka, D., Kukielka-Budny, B., & Burdan, F. (2017). Primary and secondary prevention of breast cancer. *Annals of Agricultural and Environmental Medicine*, 24(4), 549–553. <https://doi.org/10.26444/aaem/75943>

Kurnia, R., Ferdiana, R., & Wibirama, S. (n.d.). *Software Metrics Classification for Agile Scrum Process: A Literature Review*.

Lehman, C. D., Wellman, R. D., & Buist, D. S. (2015). Diagnostic Accuracy of Digital Screening Mammography With and Without Computer-Aided Detection. *JAMA Intern Med*, 1828- 1837.

Moura, D. C., & Guevara López, M. A. (2013). An evaluation of image descriptors combined with clinical data for breast cancer diagnosis. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 8(4), 561–574. <https://doi.org/10.1007/s11548-013-0838-2>

Morales, L. J., Luz, D., & Ojeda, A. (n.d.). *VOLUMEN 16 XXVII Verano De la Ciencia Análisis y clasificación de mamografías por escala Birads*. [www.jóvenesenciencia.ugto.mx](http://www.jóvenesenciencia.ugto.mx)

- Mohammad Fahad Ullah. (2019). Breast Cancer: Current Perspectives on the Disease Status. In: Ahmad, A. (eds) Breast Cancer Metastasis and Drug Resistance. . In *Advances in Experimental Medicine and Biology* (Dr. Aamir Ahmad, Vol. 1152, pp. 51–64). Springer, Cham.
- Medlen, Kayiba Peggy, Nancy Anne Leahy, Kerry Greene-Donnelly, Howard Bruce Fleishon, and Pablo Jiménez. 2018. “Better Use of Available Radiology Resources for Women’s Health in Latin America and the Caribbean.” *Revista Panamericana de Salud Publica/Pan American Journal of Public Health* 42. doi: 10.26633/RPSP.2018.115.
- Mejía-Rojas, M. E., Contreras-Rengifo, A., & Hernández-Carrillo, M. (2020). Quality of life in women treated with chemotherapy for breast cancer in Cali. *Biomedica*, 40(2), 349–361. <https://doi.org/10.7705/biomedica.4971>
- Melisa Calvo. (2018). Oncoplastia en cirugía conservadora de la mama. *Revista Argentina de Mastología* , 37.
- Milosevic, M., Jankovic, D., Milenkovic, A., & Stojanov, D. (2018). Early diagnosis and detection of breast cancer. *Technology and Health Care*, 26(4), 729–759. <https://doi.org/10.3233/THC-181277>
- Masud, M., Eldin Rashed, A. E., & Hossain, M. S. (2022). Convolutional neural network-based models for diagnosis of breast cancer. *Neural Computing and Applications*, 34(14), 11383–11394. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05394-5>
- Pang, T., Wong, J. H. D., Ng, W. L., & Chan, C. S. (2020). Deep learning radiomics in breast cancer with different modalities: Overview and future. In *Expert Systems with Applications* (Vol. 158). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113501>
- (PDF) *Metodologías ágiles frente a las tradicionales en el proceso de desarrollo de software*. (n.d.). Retrieved August 22, 2022, from

[https://www.researchgate.net/publication/327537074\\_Metodologias\\_agiles\\_frente\\_a\\_las\\_tradiciones\\_en\\_el\\_proceso\\_de\\_desarrollo\\_de\\_software](https://www.researchgate.net/publication/327537074_Metodologias_agiles_frente_a_las_tradiciones_en_el_proceso_de_desarrollo_de_software)

Pons-Rodríguez, A., Marzo-Castillejo, M., Cruz-Esteve, I., Galindo-Ortego, G., Hernández-Leal, M. J., & Rue, M. (2022). Avances hacia el cribado personalizado del cáncer de mama: el papel de la Atención Primaria. *Atención Primaria*, 54(5), 102288.

<https://doi.org/10.1016/J.APRIM.2022.102288>

*Pruebas de integración: ¿Adiós a la pirámide de pruebas?* - Alex Andrade. (n.d.). Retrieved August 22, 2022, from <https://alexandrade.net/blog-de-ingenieria-de-software/calidad-de-software/pruebas-de-integracion-adios-a-la-piramide-de-pruebas/#.%20Yt3ak3bMJD8>.

Peña-García Y, Maceo-González M, Ávila-Céspedes D, Utria-Velázquez L, Más-López Y. Factores de riesgo para padecer cáncer de mama en la población femenina. *Revista Finlay* [revista en Internet]. 2017 [citado 2023 Jun 25]; 7(4):[aprox. 6 p.]. Disponible en: <https://revfinlay.sld.cu/index.php/finlay/article/view/536>

Pesce, K., Tajerian, M., Chico, M. J., Swiecicki, M. P., Boietti, B., Frangella, M. J., & Benitez, S. (2020). Interobserver and intraobserver variability in determining breast density according to the fifth edition of the BI-RADS® Atlas. *Radiologia*, 62(6), 481–486.

<https://doi.org/10.1016/j.rx.2020.04.006>

Rodríguez-Garcés, Carlos René, and Geraldo Bladimir Padilla-Fuentes. 2019. “Cáncer Mamario y Cervicouterino: El Problema Del Absentismo Femenino En La Acción Preventiva.” *Universidad y Salud* 22(1):41–51. doi: 10.22267/rus.202201.173.

Magny, S. J., Shikhman, R., & Keppke, A. L. (2022). Breast Imaging Reporting and Data System. In *StatPearls*. StatPearls Publishing.

- Samuel Alfredo López-Rodríguez, V. R. G.-P. (2020). Metodologías de desarrollo de software seguro con propiedades ágiles. *Polo Conocimiento*, 5(10). <https://doi.org/10.23857/pc.v5i10.2658>
- Santana, S. R., Antonelli, L., & Thomas, P. (2021). *Evaluación de metodologías para la validación de requerimientos*.
- Sesaria Kikitamara, & Anastasia Ary Noviyanti. (n.d.). *A Conceptual Model of User Experience in Scrum Practice*.
- Sonia, Alumna, Raquel Santana, and Mg Pablo Thomas. n.d. “*Un Análisis de Enfoques de Validación de Requerimientos*.”
- Sha, Z., Hu, L., & Rouyendegh, B. D. (2020). Deep learning and optimization algorithms for automatic breast cancer detection. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 30(2), 495–506. <https://doi.org/10.1002/ima.22400>
- Spak, D. A., Plaxco, J. S., Santiago, L., Dryden, M. J., & Dogan, B. E. (2017). BI-RADS® fifth edition: A summary of changes. In *Diagnostic and Interventional Imaging* (Vol. 98, Issue 3, pp. 179–190). Elsevier Masson SAS. <https://doi.org/10.1016/j.diii.2017.01.001>
- Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R. L., Laversanne, M., Soerjomataram, I., Jemal, A., & Bray, F. (2021). Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, 71(3), 209–249. <https://doi.org/10.3322/caac.21660>
- Sweeney, R. J. I., Lewis, S. J., Hogg, P., & McEntee, M. F. (2018). A review of mammographic positioning image quality criteria for the craniocaudal projection. In *British Journal of Radiology* (Vol. 91, Issue 1082). British Institute of Radiology. <https://doi.org/10.1259/bjr.20170611>
- Vinicio Estrada-Velasco, M. I., Alexandra Núñez-Villacis, J. I., Pedro Rubén Saltos-Chávez III, & Clemente Cunuhay-Cuchiipe, W. I. (2021). *Revisión Sistemática de la Metodología Scrum para*

*el Desarrollo de Software Revisión Sistemática de la Metodología Scrum para el Desarrollo de Software Systematic review of the SCRUM methodology for software development Revisão Sistemática da Metodologia Scrum para Desenvolvimento de Software. 7, 434–447.*

<https://doi.org/10.23857/dc.v7i4.2429>

Torra, A. E. M. (2017). *Sistemas de Ayuda a la Decisión Clínica en Enfermedades de Diagnóstico Complejo* Ana Eddy Monsalve Torra.

*Tipos de pruebas de software: diferencias y ejemplos - LoadView.* (n.d.). Retrieved August 22, 2022, from <https://www.loadview-testing.com/es/blog/tipos-de-pruebas-de-software-diferencias-y-ejemplos/>

Villavicencio-Romero, María E., Gregorio A. Moreno-Daza, Gabriel E. Ordóñez-Andrade, and Lorena M. Paredes Colcha. 2019. “Diagnóstico Por Imágenes de Cáncer de Mamas. Comparación Entre Técnica Ecográfica y Mamografía.” *Dominio de Las Ciencias* 5(3):647. doi: 10.23857/dc.v5i3.957.

Waldman, R. A., Finch, J., Grant-Kels, J. M., Stevenson, C., & Whitaker-Worth, D. (2019). Skin diseases of the breast and nipple: Benign and malignant tumors. In *Journal of the American Academy of Dermatology* (Vol. 80, Issue 6, pp. 1467–1481). Mosby Inc. <https://doi.org/10.1016/j.jaad.2018.08.066>

## ANEXOS

**Anexo 1: Programación preprocesamiento de imágenes mamográficas**  
`function varargout = ProcesUno(varargin)`

```

% PROCESUNO MATLAB code for ProcesoUno.fig
% PROCESUNO, by itself, creates a new PROCESUNO or raises the existing
% singleton*.
%
% H = PROCESUNO returns the handle to a new PROCESUNO or the handle to
% the existing singleton*.
%
% PROCESUNO('CALLBACK',hObject,eventData,handles,...) calls the local
% function named CALLBACK in PROCESUNO.M with the given input arguments.
%
% PROCESUNO('Property','Value',...) creates a new PROCESUNO or raises the
% existing singleton*. Starting from the left, property value pairs are
% applied to the GUI before ProcesoUno_OpeningFcn gets called. An
% unrecognized property name or invalid value makes property application
% stop. All inputs are passed to ProcesoUno_OpeningFcn via varargin.
%
% *See GUI Options on GUIDE's Tools menu. Choose "GUI allows only one
% instance to run (singleton)".
%
% See also: GUIDE, GUIDATA, GUIHANDLES

% Edit the above text to modify the response to help ProcesoUno

% Last Modified by GUIDE v2.5 30-Jun-2022 18:59:43

% Begin initialization code - DO NOT EDIT
gui_Singleton = 1;
gui_State = struct('gui_Name',    mfilename, ...
                  'gui_Singleton', gui_Singleton, ...
                  'gui_OpeningFcn', @ProcesoUno_OpeningFcn, ...
                  'gui_OutputFcn', @ProcesoUno_OutputFcn, ...
                  'gui_LayoutFcn', [] , ...
                  'gui_Callback', []);
if nargin && ischar(varargin{1})
    gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
end

if nargout
    [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
else
    gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
end
% End initialization code - DO NOT EDIT

% --- Executes just before ProcesoUno is made visible.
function ProcesoUno_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles, varargin) lo que se carga
inicialmente
% This function has no output args, see OutputFcn.
% hObject handle to figure
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
% varargin command line arguments to ProcesoUno (see VARARGIN)
axes(handles.axes2)
I1=imread('previsualizacion.jpg');          Icono UNi

```

```

imshow(I1)
axes(handles.axes3)
I2=imread('ECCI1.jpg');
imshow(I2)

% Choose default command line output for ProcesoUno
handles.output = hObject;

% Update handles structure
guidata(hObject, handles);

% This sets up the initial plot - only do when we are invisible
% so window can get raised using ProcesoUno.
if strcmp(get(hObject, 'Visible'), 'off')
    %plot(rand(5));
end

% UIWAIT makes ProcesoUno wait for user response (see UIRESUME)
% uiwait(handles.figure1);

% --- Outputs from this function are returned to the command line.
function varargout = ProcesoUno_OutputFcn(hObject, eventdata, handles)
% varargout cell array for returning output args (see VARARGOUT);
% hObject handle to figure
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Get default command line output from handles structure
varargout{1} = handles.output;

% --- Executes on button press in pushbutton1.
function pushbutton1_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to pushbutton1 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
global imgU8 filename pathname
[filename, pathname] = uigetfile( ...
    {'*.*'; '*.dcm*'; '*.dicom*'; '*.jpg*'}, 'Agregar Imagen');
img=dicomread([pathname,filename]);
imgInfo = dicominfo([pathname,filename]);
c = double(imgInfo.WindowCenter);
w = double(imgInfo.WindowWidth);
imgScaled = 255.*((double(img)-(c(1)-0.5))/(w(1)-1)+0.5); % Rescale the data
imgU8 = uint8(min(max(imgScaled, 0), 255)); % Clip the edges
axes(handles.axes2)
imshow(imgU8);
title('Imagen Procesada');
axis image;

% --- Executes on button press in pushbutton4.
function pushbutton4_Callback(hObject, eventdata, handles) trae la imagen
% hObject handle to pushbutton4 (see GCBO)

```

```

% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
global imgU8 filename pathname dig pos densidad rads
% proce = getimage(handles.axes1);
% if isempty(proce), return, end
% Guardar archivo

% formatos = {'*.jpg','JPEG (*.jpg)'; '*.tif','TIFF (*.tif)'; '*.bmp','BMP (*.bmp)'};
% [nomb,ruta] = uiputfile(formatos,'GUARDAR IMAGEN');
% if nomb==0, return, end
% fName = fullfile(ruta,nomb);
Obs=get(handles.edit1,'string');
x=get(handles.radiobutton1,'value');
y=get(handles.radiobutton2,'value');
if x==1
    dig=1;

imwrite(imgU8,['\Users\Acer\Documents\MATLAB\INC1\ImagenesNormal\',filename, '.jpg']);

save(['\Users\Acer\Documents\MATLAB\INC1\ImagenesNormal\',filename], 'imgU8', 'dig', 'densidad', 'rads', 'Obs');
elseif y==1
    dig=2;

imwrite(imgU8,['\Users\Acer\Documents\MATLAB\INC1\ImagenesPatologico\',filename, '.jpg
']); guardar la image

save(['\Users\Acer\Documents\MATLAB\INC1\ImagenesPatologico\',filename], 'imgU8', 'dig', 'pos', 'densidad', 'rads', 'Obs');
end

```

GUARDADO

```

% --- Executes on button press in pushbutton5.
function pushbutton5_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to pushbutton5 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
close all
InterfazINC

% --- Executes on button press in pushbutton6.
function pushbutton6_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to pushbutton6 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
global pos

rect = getrect

```

```

pos=floor(rect)
rectangle('Position',pos,'EdgeColor','y')
% --- Executes on button press in radiobutton1.
function radiobutton1_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to radiobutton1 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hint: get(hObject,'Value') returns toggle state of radiobutton1
global pos
set(handles.pushbutton6,'visible','off')
pos=[0 0 0 0];

% --- Executes on button press in radiobutton2.
function radiobutton2_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to radiobutton2 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hint: get(hObject,'Value') returns toggle state of radiobutton2

set(handles.pushbutton6,'visible','on')

% --- Executes on selection change in popupmenu2.
function popupmenu2_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to popupmenu2 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: contents = cellstr(get(hObject,'String')) returns popupmenu2 contents as
cell array
% contents{get(hObject,'Value')} returns selected item from popupmenu2

global densidad
valor=get(handles.popupmenu2,'value');
switch (valor)
    case 1
        densidad='a';
    case 2
        densidad='b';
    case 3
        densidad='c';
    case 4
        densidad='d';
end

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function popupmenu2_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)

```

```

% hObject handle to popupmenu2 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: popupmenu controls usually have a white background on Windows.
% See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUiControlBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

% --- Executes on selection change in popupmenu3.
function popupmenu3_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to popupmenu3 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: contents = cellstr(get(hObject,'String')) returns popupmenu3 contents as
cell array
% contents{get(hObject,'Value')} returns selected item from popupmenu3
global rads
rads=get(handles.popupmenu3,'value')
if rads==7
    rads=0;
end

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function popupmenu3_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to popupmenu3 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: popupmenu controls usually have a white background on Windows.
% See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUiControlBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

function edit1_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to edit1 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit1 as text
% str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit1 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit1_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)

```

```

% hObject handle to edit1 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles empty - handles not created until after all CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
% See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUiControlBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

function varargout = InterfazINC(varargin)
% INTERFAZINC MATLAB code for InterfazINC.fig
% INTERFAZINC, by itself, creates a new INTERFAZINC or raises the existing
% singleton*.
%
% H = INTERFAZINC returns the handle to a new INTERFAZINC or the handle to
% the existing singleton*.
%
% INTERFAZINC('CALLBACK',hObject,eventData,handles,...) calls the local
% function named CALLBACK in INTERFAZINC.M with the given input arguments.
%
% INTERFAZINC('Property','Value',...) creates a new INTERFAZINC or raises the
% existing singleton*. Starting from the left, property value pairs are
% applied to the GUI before InterfazINC_OpeningFcn gets called. An
% unrecognized property name or invalid value makes property application
% stop. All inputs are passed to InterfazINC_OpeningFcn via varargin.
%
% *See GUI Options on GUIDE's Tools menu. Choose "GUI allows only one
% instance to run (singleton)".
%
% See also: GUIDE, GUIDATA, GUIHANDLES

% Edit the above text to modify the response to help InterfazINC

% Last Modified by GUIDE v2.5 25-May-2022 15:57:34

% Begin initialization code - DO NOT EDIT
gui_Singleton = 1;
gui_State = struct('gui_Name',    mfilename, ...
    'gui_Singleton', gui_Singleton, ...
    'gui_OpeningFcn', @InterfazINC_OpeningFcn, ...
    'gui_OutputFcn', @InterfazINC_OutputFcn, ...
    'gui_LayoutFcn', [] , ...
    'gui_Callback', []);
if nargin && ischar(varargin{1})
    gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
end

if nargout
    [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
else

```

```

    gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
end
% End initialization code - DO NOT EDIT

% --- Executes just before InterfazINC is made visible.
function InterfazINC_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles, varargin)
% This function has no output args, see OutputFcn.
% hObject handle to figure
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
% varargin command line arguments to InterfazINC (see VARARGIN)

% Choose default command line output for InterfazINC
handles.output = hObject;

% Update handles structure
guidata(hObject, handles);

% UIWAIT makes InterfazINC wait for user response (see UIRESUME)
% uiwait(handles.figure1);

% --- Outputs from this function are returned to the command line.
function varargout = InterfazINC_OutputFcn(hObject, eventdata, handles)
% varargout cell array for returning output args (see VARARGOUT);
% hObject handle to figure
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Get default command line output from handles structure
varargout{1} = handles.output;

% --- Executes on button press in pushbutton1.
function pushbutton1_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to pushbutton1 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
ProcesUno
close InterfazINC

% --- Executes on button press in pushbutton2.
function pushbutton2_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to pushbutton2 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
MULTIPLE
close InterfazINC

% --- Executes on button press in pushbutton3.
function pushbutton3_Callback(hObject, eventdata, handles)

```

```
% hObject handle to pushbutton3 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
CIERREPROG
```

## Anexo 2: Base de Datos

Estudio	Radiologo 1	Birads-radiologo 1	Radiologo 2	BIRADS-radiologo 2	DM-SCAN	DM-SCAN Volumetrico	Volpara	Volpara Volumetrico
3104	c		1 b		2 c	c	c	b
3105	c		1 b		0 b	c	c	c
3106	a		2 b		0 c	a	a	b
3107	c		2 c		2 b	c	c	c
3108	b		2 b		2 b	c	c	b
3110	a		1 a		0 b	a	a	a
3111	c		2 b		0 a	c	c	c
3113	b		2 b		2 b	b	b	b
3114	d		2 c		0 c	c	c	d
3115	d		0 c		2 c	d	d	d
3116	b		2 b		2 b	b	b	b
3117	c		1 b		2 b	c	c	c
3120	b		1 b		2 b	c	c	c
3121	a		1 b		2 b	a	a	b
3125	d		2 c		0 c	d	c	c
3126	b		2 b		0 b	b	b	b
3127	b		1 b		2 a	c	c	b
3128	b		0 b		2 a	a	a	b
3138	b		2 b		2 a	c	c	c
3140	c		0 b		1 b	b	b	c
3141	a		1 b		0 a	b	b	b
3142	a		2 b		2 a	a	a	b
3143	d		0 c		2 b	b	b	b
3144	c		1 b		2 b	b	b	c
3145	b		1 b		1 a	b	b	b
3146	d		2 c		0 b	d	d	d
3149	a		2 b		2 a	a	a	b
3150	b		2 b		2 a	a	a	b