



**Desarrollo de una aplicación software
para la caracterización BIRADS
ecográfica automatizada de lesiones
en phantom de mama.**

**GINNA MILDRETH PAPAMIJA MANZANO
JUAN JOSÉ PIAMBA MUELAS**

Universidad Antonio Nariño
Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica
Popayán, Colombia
2020

Desarrollo de una aplicación software para la caracterización BIRADS ecográfica automatizada de lesiones en phantom de mama.

**GINNA MILDRETH PAPAMIJA MANZANO
JUAN JOSÉ PIAMBA MUELAS**

Proyecto de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:
Ingeniero Biomédico

Director (a):

PhD. JULIÁN ANTONIO VILLAMARÍN MUÑOZ

Línea de Investigación:

Análisis de informaciones biomédicas

Grupo de Investigación:

Bioingeniería

Universidad Antonio Nariño

Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica

Popayán, Colombia

2020

(Dedicatoria)

Dedico esta tesis a mis padres, por el gran esfuerzo que han hecho al ayudarme a cumplir mis sueños, a seguir su ejemplo para no rendirme en momentos de adversidad y a mi hermano por enseñarme a luchar día tras día con disciplina para alcanzar las metas planteadas en mi proyecto de vida.

GINNA MILDRETH PAPAMIJA MANZANO.

Dedico esta tesis a mi madre que siempre se ha esforzado, apoyándome siempre, aun en situaciones difíciles, gracias a la formación que he recibido por su parte, por inculcarme la mentalidad de siempre esforzarme por lo que me proponga y no rendirme, por ser la única que me ha apoyado incondicionalmente.

JUAN JOSÉ PIAMBA MUELAS.

Agradecimientos

Agradecemos principalmente a Dios, a nuestros padres y familiares por habernos permitido estudiar una carrera que ayuda a mejorar la calidad de vida de las personas y por brindarnos todo su apoyo en la toma de decisiones que hoy en día hacen de nosotros, profesionales con valores y principios

Agradecemos también a nuestros profesores y compañeros por su constante colaboración y apoyo en el aprendizaje de nuevos conocimientos y experiencias

Finalmente, damos gracias al Doctor Julián Antonio Villamarín, por haber confiado en nosotros desde un principio y abrimos las puertas de su laboratorio para desarrollar todas las capacidades que tenemos y motivarnos cada día a ser mejores profesionales al servicio de la comunidad

Resumen

El cáncer de mama es la segunda causa de mortalidad en el mundo. Existen diversos métodos para diagnosticar esta enfermedad, sin embargo, la mamografía se ha convertido en el principal examen para determinar la presencia de lesiones benignas o malignas en la mama. Por su parte, los médicos radiólogos hacen uso del protocolo BI-RADS (*Breast Imaging Report and Database System*) para categorizar las lesiones según el grado de sospecha e informar al paciente en términos sencillos su respectivo diagnóstico.

La ecografía mamaria, se emplea como examen complementario a la mamografía y se utiliza en primera instancia para la identificación de sospechas que pueden ser confirmadas mediante imágenes con mejor resolución, arrojadas por el mamógrafo, un equipo robusto de alto costo que emplea radiación ionizante, por esta razón, en el presente trabajo, se desarrolló una aplicación software para el cálculo automatizado de descriptores ecográficos BI-RADS¹ (patrón ecogénico, orientación, bordes, morfología), implementando algoritmos computacionales basados en procesamiento digital de imágenes biomédicas captadas mediante el uso de una sonda ecográfica INTERSON USB sobre un phantom acústico de mama, con lesiones nodulares y procesadas en la plataforma Matlab, cuyo objetivo a largo plazo es brindar apoyo al análisis cualitativo del médico radiólogo, para disminuir los tiempos de diagnóstico y falsos positivos.

Palabras clave: BI-RADS, Cáncer, Software, Ultrasonido.

¹ CLINICA LOS CONDES. BIRADS categorías del cáncer de mama. [En línea]. Lugar 02 de mayo 2017. Descripción física. Serie. [citado el 26 de abril de 2020]. Disponibilidad en internet: <https://www.clinicalascondes.cl/BLOG/Listado/Cancer/Claves-para-entender-las-categorias-BI-RADS>

Abstract

Breast cancer is the second leading cause of death in the world. There are several methods to diagnose this disease, however, mammography has become the main exam to determine the presence of benign or malignant lesions in the breast. For their part, radiologist doctors use the BI-RADS protocol (Breast Imaging Report and Database System) to categorize the lesions according to the degree of suspicion and to inform the patient in simple terms of their respective diagnosis.

Breast ultrasound is used as a complementary examination to mammography and is used in the first instance for the identification of suspicions that can be confirmed by better resolution images, thrown by the mammographer, a robust, high-cost equipment that uses ionizing radiation, for this reason, in this work, a software application for the automated calculation of BI-RADS1 ultrasound descriptors (echogenic pattern, orientation, edges, morphology) was analyzed, implementing computational algorithms in digital format of biomedical images captured by the use of an INTERSON USB ultrasound probe on an acoustic phantom of mom, with nodular lesions and processed on the Matlab platform, whose long-term objective is to support the qualitative analysis of the radiologist, to reduce the times of diagnosis and false positives.

Keywords: BI-RADS, Cancer, Software, Ultrasound

Contenido

	Pág.
Resumen.....	V
Abstract.....	V
I	
Lista de figuras.....	IX
Lista de tablas.....	XII
Lista de gráficos.....	XIII
Introducción.....	1
1. Capítulo 1	3
1.1 Planteamiento del problema.....	3
1.2 Justificación.....	5
1.3 Objetivo general.....	6
1.4 Objetivos específicos.....	6
1.5 Alcance.....	7
2. Estado de la técnica.....	8
3. Marco teórico.....	21
3.1 Cáncer de mama.....	21
3.2 Lesiones nodulares.....	22
3.2.1 Lesiones benignas.....	22
3.2.2 Lesiones malignas.....	24
3.3 Técnicas de diagnóstico por imágenes.....	25
3.3.1 Mamografía convencional.....	25
3.3.2 Mamografía digital.....	27
3.3.3 Tomosíntesis.....	28
3.3.4 Resonancia magnética nuclear (RM).....	28
3.3.5 Termografía mamaria.....	29
3.3.6 Ultrasonografía mamaria	30

3.4	BIRADS ecográfico.....	31
3.5	Técnicas de procesamiento digital de imágenes.....	33
3.5.1	Operaciones morfológicas.....	35
3.5.2	Tipos de operaciones morfológicas.....	35
3.5.2.1	Dilatación y erosión.....	35
3.5.2.2	Eliminación de ruido.....	36
3.5.2.3	Filtro de la mediana.....	37
3.5.2.4	Estadística descriptiva.....	37
3.5.3	Histograma.....	38
3.5.4	Método por umbral o binarización.....	38
3.5.5	Método de <i>otsu</i>	39
3.5.6	Coeficiente de Sorensen.....	41
3.5.7	Índice de Jaccard.....	41
3.5.8	Gui Matlab.....	41
4.	Materiales y Métodos.....	43
4.1	Materiales.....	4
4.2	Método.....	46
4.3	Proceso experimental.....	50
4.4	Procedimientos y desarrollo.....	50
4.5	Procedimiento técnico manejo de interface.....	55
4.6	Procedimiento de extracción de características de algoritmos.....	56
5.	Resultados.....	64
6.	Conclusiones y recomendaciones.....	83
6.1	Conclusiones	83
6.2	Recomendaciones.....	83
	Bibliografía	85

Lista de figuras

	Pág.
Figura 3-1: Anatomía de la mama.....	21
Figura 3-2: Quiste complejo.....	22
Figura 3-3: Ecografía mamaria de un fibroadenoma.....	23
Figura 3-4: Fibroadenoma y lipoma.....	24
Figura 3-5: Deformación de un lipoma en una ecografía.....	24
Figura 3-6: Carcinoma Lobulillar infiltrante sospechoso.....	25
Figura 3-7: Carcinoma inflamatorio... ..	26
Figura 3-8: Mamografía convencional.....	27
Figura 3-9: Mamografía digital.....	28
Figura 3-10: Imagen captada con mamografía digital y tomosíntesis respectivamente..	29
Figura 3-11: Resonancia magnética de la mama.....	29
Figura 3-12: Proceso de resonancia magnética.....	30
Figura 3-13: Termografía mamaria.....	30
Figura 3-14: Ecografía mamaria.....	30
Figura 3-15: Procedimiento para realizar ecografía mamaria.....	35
Figura 3-16: Dilatación de una imagen.....	36
Figura 3-17: Erosión de una imagen.....	36
Figura 3-18: Vecindad de píxeles.....	37
Figura 3-19: Histograma de una imagen ecográfica.....	38
Figura 3-20: Imagen procesada por el método umbral.....	39
Figura 3-21: Imagen procesada con el método de <i>otsu</i>	40
Figura 3-22: Interfaz gráfica GUI Matlab.....	42

Figura 3-23: Implementación coeficientes <i>Sorensen y Jaccard</i>	42
Figura 4-24: Sonda lineal de ultrasonido.....	43
Figura 4-25: Base de datos clínica de elastografía (Universidad de Cambridge).....	44
Figura 4-26: Computador portátil.....	45
Figura 4-27: Gel ultrasonido.....	45
Figura 4-28: <i>Elastography Ultrasound Breast Phantom</i>	46
Figura 4-29: Logo aplicación final.....	48
Figura 4-30: <i>Layout</i> de panel principal BUCA.....	49
Figura 4-31: <i>Layout</i> inspector de archivos / selección archivo.....	50
Figura 4-32: Ejemplo imagen base de datos de Cambridge.....	52
Figura 4-33: Ejemplo imagen obtenida del phantom.....	53
Figura 4-34: <i>Phantom</i> manufacturado / ubicación de lesiones.....	54
Figura 4-35: Ejemplo imagen phantom casero.....	54
Figura 4-36: Archivo de selección.....	55
Figura 4-37: Región de interés aproximada.....	56
Figura 4-38: Diagrama de flujo.....	57
Figura 4-39: Etapa de filtrado y ecualizado.....	57
Figura 4-40: Comparación zona central y entorno (lesión).....	58
Figura 4-41: Comparación zona central y entorno (eco acústico).....	59
Figura 4-42: Diferencia de intensidad de píxeles (ecualizado).....	59
Figura 4-43: Método de operaciones morfológicas <i>top-hat</i>	60
Figura 4-44: Binarización y corrección de ruido.....	61
Figura 4-45: Método de extremos de dimensiones.....	61
Figura 4-46: Método de promedios internos vertical	62
Figura 4-47: Método de promedios internos horizontal.....	62
Figura 4-48: Método morfológico <i>open</i>	63

Figura 4-49: Método de overlap (Dice y <i>Jaccard</i>).....	63
Figura 5-50: Resultados 1 (hipoacústico).....	66
Figura 5-51: Resultados 2 (hipoacústico).....	67
Figura 5-52: Resultados 1 (hiperacústico).....	68
Figura 5-53: Resultados 2 (hiperacústico).....	69
Figura 5-54: Resultados 1 (isoacústico).....	70
Figura 5-55: Resultados 2 (isoacústico).....	71
Figura 5-56: Resultados 1 (hipoacústico – artesanal).....	72
Figura 5-57: Resultados 2 (hipoacústico – artesanal).....	73
Figura 5-58: Variación de archivo 1 (Base de datos de Cambridge).....	74
Figura 5-59: Resultado 1 (Base de datos Cambridge imagen original).....	74
Figura 5-60: Resultado 1 (Base de datos de Cambridge reescalado).....	75
Figura 5-61: Variación de archivo 2 (Base de datos Cambridge).....	76
Figura 5-62: Resultado 2 (Base de datos Cambridge imagen original).....	76
Figura 5-63: Resultado 1 (Base de datos Cambridge reescalada).....	77

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1-1: Referencias bibliográficas.....	8
Tabla 1-2: Referencias bibliográficas de patentes y productos del mercado.....	10
Tabla 3-1: Características descriptivas de las lesiones nodulares.....	31
Tabla 3-2: Clasificación de lesiones malignas y benignas.....	33
Tabla 4-1: Especificaciones técnicas.....	43
Tabla 5-1: BIRADS manual Figura 5-48.....	78
Tabla 5-2: BIRADS manual Figura 5-49.....	79
Tabla 5-3: BIRADS manual Figura 5-50.....	79
Tabla 5-4: BIRADS manual Figura 5-51.....	79
Tabla 5-5: BIRADS manual Figura 5-52.....	80
Tabla 5-6: BIRADS manual Figura 5-53.....	80
Tabla 5-7: BIRADS manual Figura 5-54.....	81
Tabla 5-8: BIRADS manual Figura 5-55.....	81
Tabla 5-9: BIRADS manual Figura 5-57 y Figura 5-58.....	81
Tabla 5-10: BIRADS manual Figura 5-60 y Figura 5-61.....	82

Lista de gráficos

	Pág.
Gráfico 3-1: Conformación de un sistema de reconocimiento	34
Gráfico 4-1: Diagrama uso de casos	47
Gráfico 4-2: Línea de procesamiento de imágenes.....	47
Gráfico 4-3: Interconexión de componentes.....	49

Introducción

El cáncer de mama es uno de los 5 carcinomas más comunes en el mundo, sobre todo en mujeres, con un índice elevado de presencia, dando un estimado en Colombia de 2.332 defunciones en promedio por año¹. El cáncer de mama se origina cuando las células en el seno comienzan a reproducirse de forma descontrolada, extendiéndose desde la glándula mamaria afectando principalmente la pared torácica y la piel o incluso expandiéndose a través de los vasos sanguíneos a otras partes del cuerpo (metástasis a distancia).² Normalmente, estas células, generan una protuberancia palpable físicamente o vista desde una radiografía.

En el análisis diagnóstico se utilizan algunos métodos como: Termografía, IRM, Tomosíntesis, Ultrasonido y la más utilizada, mamografía digital³; la cual emplea radiación ionizante para obtener imágenes del tejido mamario mediante la compresión firme de la mama entre dos placas, exponiendo al paciente entre 4 a 24 milisieverts (mSv) por examen.

Alrededor de la década de 1960, el primer aparato de radiología especial para detectar cáncer en etapa precoz de las mamas (mamógrafo) tuvo su auge en New York, gracias a la disminución de la tasa de mortalidad en un 30% a partir de la valoración física en 31000 mujeres y al uso de rayos x en dosis muy bajas; así fue que en la mayoría de los países donde el cáncer de mama es una enfermedad importante, los organismos de salud pública organizaron programas en los que se invitan a mujeres sanas a realizarse mamografías rutinariamente y se sigue manteniendo hasta la actualidad.⁴

¹ INSTITUTO NACIONAL DE CANCEROLOGÍA ESE. Análisis de la Situación del Cáncer en Colombia 2015. Primera edición. Bogotá DC: Instituto Nacional de Cancerología ESE; 2017

² CENTRO PARA EL CONTROL Y PARA LA PREVENCIÓN DE ENFERMEDADES. Cáncer de mama. [En línea]. 11 de septiembre de 2018. [Citado el 26 de abril de 2020]. Disponibilidad en: https://www.cdc.gov/spanish/cancer/breast/basic_info/what-is-breast-cancer.htm

Teniendo en cuenta lo anterior, la aplicación diseñada consta de diversos procedimientos computacionales para el procesamiento de imágenes implementados en la plataforma Matlab, obtenidas a partir de un *phantom* de mama físico y virtual, los cuales simulan lesiones con diferentes características, teniendo en cuenta, el protocolo BI-RADS ecográfico para la clasificación benigna o maligna del nódulo estudiado, estas características son: morfología, patrón ecogénico, bordes y orientación, de las cuales, se obtiene un determinado valor comparativo con la coincidencia de las propiedades anteriormente mencionadas.

³ ECURED. [En línea]. Técnicas de diagnóstico por imagen. 25 de noviembre de 2008. [Citado el 2 de mayo de 2020]. Disponibilidad en: https://www.ecured.cu/T%C3%A9cnicas_de_dian%C3%B3stic_por_imagen

⁴ AZAR, María. La invención del mamógrafo. En: Sociedad Argentina de Mastología. 1,1. marzo de 2014. <http://www.samas.org.ar/index.php/blog-infosam/124-la-invencion-del-mamografo-un-paso-fundamental-en-la-prevencion>. Disponible en (1)

1.Capítulo 1

1.1 Planteamiento del problema

El cáncer de mama es una de las principales causas de mortalidad en el mundo, los sistemas de diagnóstico precoz de esta enfermedad no son muy efectivos debido a la detección errónea de tejidos que no representan amenaza alguna para el ser humano. Con respecto, al análisis de datos, la Organización Mundial de la Salud determinó que el cáncer de mama ocupa el segundo lugar a nivel mundial, con aproximadamente 2.1 millones de diagnósticos nuevos realizados en el año 2018, lo cual representa el 11.6% de la carga total de incidencia de cáncer en el mundo, además es el más común en 154 de los 185 países incluidos en este estudio¹. Actualmente, Colombia cuenta con 7.626 diagnósticos de mujeres con cáncer de mama, de las cuales 2.226 fallecen.²

Particularmente en el territorio nacional, la posibilidad de acceder al principal examen de diagnóstico preventivo de esta enfermedad es reducido³, debido a que los habitantes del sector rural, acceden a limitadas brigadas de salud en sus respectivos corregimientos y cuando observan los primeros síntomas de esta enfermedad, deben recorrer largas distancias para realizarse una mamografía e iniciar el respectivo tratamiento de quimioterapia⁴, aplicando grandes cantidades de radiación en su cuerpo, durante periodos cortos de tiempo, por esta razón surge la necesidad de desarrollar un sistema de diagnóstico de imágenes portable, con el fin de dar soporte al profesional médico y evitar el largo desplazamiento de los pacientes.

¹ SANCHEZ, Andrés. La OMS estima que en 2018 se superarán los 18 millones de casos nuevos de cáncer y 9,6 millones fallecerán por cáncer. En: Fundación Española del Aparato Digestivo. 1,1. Marzo-2019. <https://www.saludigestivo.es/la-oms-estima-que-en-2018-se-superaran-los-18-millones-de-casos-nuevos-de-cancer-y-96-millones-falleceran-por-cancer/>. Disponible en (1)

² EL TIEMPO. Bogotá.D.C. 19, octubre, 2018. 1 sec. 1p

Sin embargo, aunque la mamografía detecta eficazmente calcificaciones y tejidos anormales al seno, algunos tipos de cáncer de mama como el triple negativo, no contienen en su fisiología exceso de calcio, por lo cual este procedimiento no es apto para su diagnóstico. Además, el uso de rayos x, para representa una amenaza el ser humano, debido a su energía ionizante, capaz de extraer electrones de los átomos acelerando la metástasis de las células cancerígenas.⁵

Por otro lado, considerando los efectos de la radiación en el organismo y las cifras anteriormente mencionadas, se han realizado diferentes trabajos de investigación, en los cuales se emplea el ultrasonido para la detección precoz del cáncer de mama. Uno de los artículos pioneros en este tema está titulado “Detección automática y clasificación de lesiones benignas y malignas en la ecografía mamaria, utilizando texturas morfológicas y características fractales⁶ cuya técnica está basada en la implementación de filtros para minimizar el ruido captado en las imágenes del tejido mamario para posteriormente obtener una imagen con mayor calidad y clasificación benigna o maligna, sin embargo, esta caracterización no sigue un patrón mundial que pueda ser implementado en cualquier lugar del mundo y se deben realizar adecuaciones técnicas para poder iniciar su funcionamiento.

Además, el artículo relacionado con técnicas computarizadas de BI-RADS y métodos de aprendizaje automático, y de clasificación de lesiones, publicado por los autores Shan, J. et. Al⁷. muestran el uso de redes neuronales, máquina de vectores de soporte, un árbol de decisión para llegar a un porcentaje de precisión del sistema de un 77.7% y el uso de 283 muestras, las cuales no son suficientes para validar el sistema.

Teniendo en cuenta lo anteriormente mencionado, este proyecto pretende dar respuesta a la siguiente pregunta: ¿cómo obtener un sistema de caracterización digital capaz de extraer características de lesiones benignas y malignas en un tejido mamario, portable y evitando el uso de energía ionizante?

³ VELASCO, Sofía; BERNAL, Oscar; SALAZAR, Antonio; ROMERO, Javier; MORENO, Ángela y DÍAZ, Xavier. Disponibilidad de servicios de mamografía en Colombia. En: Revista Colombiana de Cancerología. Septiembre de 2014. Vol. 18, no. Pag. 101-108

⁴ INSTITUTO NACIONAL DEL CÁNCER. Mejoras al control de cáncer en comunidades rurales: entrevista con el doctor Robert Croyle. [En línea]. NCI.25 de mayo de 2016. Disponible en: <https://www.cancer.gov/espanol/noticias/temas-y-relatos-blog/2016/control-cancer-zonas-rurales>

1.2 Justificación

Según lo expuesto anteriormente, es importante desarrollar un software automatizado logrando obtener una ayuda para el profesional médico de forma portable, capaz de reducir significativamente los falsos positivos, ya que, gran parte de la precisión en el diagnóstico, depende del entrenamiento del mastólogo. Por ello, la epidemióloga Joann Elmore, realizó un estudio, donde reunió a 10 médicos radiólogos para que cada uno de ellos, leyera mamografías de 150 pacientes y al final determinar el número de aciertos. El resultado concluyó que no hubo coincidencias con ninguna de las lecturas realizadas por los radiólogos, ya que, su entrenamiento es subjetivo con respecto a las características que deben determinar². Por esta razón, el software que se desea desarrollar, contiene algoritmos probados en diferentes lesiones, brindando un porcentaje de coincidencia para cada característica del protocolo BIRADS, ayudando al profesional médico a concluir el diagnóstico más pertinente.

Además, se debe tener en cuenta que no existe cobertura suficiente en todo el territorio nacional de equipos de diagnóstico de imágenes, ya que, en departamentos como Vichada, Guainía y Vaupés, la tasa de mortalidad es de 0⁸, significando la falta de conocimiento por parte de los pacientes que padecían de cáncer de mama.

Este proyecto tiene como objetivo, sistematizar los descriptores del protocolo BI-RADS ecográfico y servir como una herramienta confiable al mastólogo para su dictamen final, mediante las pruebas realizadas en un *phantom* virtual y físico.

El ultrasonido no es un examen invasivo y tiene una gran ventaja sobre la radiación, al no exponer al paciente a sufrir de anomalías a largo plazo, además que los equipos que se emplean para realizar el examen, es de tipo portable y puede trabajar en conjunto con un computador o en su defecto acoplándose a un accesorio junto a un dispositivo donde el software desarrollado sea ejecutable.

⁵ EL ESPECTADOR. Bogotá.D.C. 30, agosto, 2018. 1 sec. 1 p

⁶ Detección automática y clasificación de lesiones benignas y malignas en la ecografía mamaria utilizando texturas morfológicas y características fractales. Marzo, 2017. Vol. 1 .1-5

1.3 Objetivo general

Implementar una aplicación software para el cálculo automatizado de descriptores ecográficos BI-RADS sobre un *phantom* acústico de mama con lesiones nodulares utilizando una sonda ecográfica USB portátil.

1.4 Objetivos específicos

- Establecer un diseño conceptual del sistema computacional a implementar, considerando los requerimientos de la aplicación software para el procesamiento digital de imágenes ecográficas según el protocolo de diagnóstico ecográfico BI-RADS.
- Implementar algoritmos de procesamiento digital que permitan sobre imágenes ecográficas el cálculo automatizado de descriptores ecográficos BI-RADS utilizando MATLAB.
- Integrar una interfaz gráfica a la funcionalidad de la aplicación software en MATLAB para el cálculo BIRADS sobre un *phantom* acústico de mama
- Evaluar el desempeño de la aplicación software en la caracterización de parámetros ecográficos BIRADS sobre un phantom de mama físico y virtual

⁷ SHAN, Juan; KAISAR, Alam; GARRA, Brian; YINGTAO Zhang y TAHIRA, Ahmed. Computer-Aided Diagnosis for Breast Ultrasound Using Computerized BI-RADS Features and Machine Learning Methods. En: Science Direct. Noviembre, 2015. Vol. 1. no. p 1- 9.

⁸ EL ESPECTADOR. Bogotá D.C. 30, agosto, 2018. 1 sec. 1p

1.5 Alcance

Desarrollo del sistema para la evaluación automática de BI-RADS en *phantom* de mama físico y virtual, para la caracterización de lesiones, mediante algoritmos implementados en la plataforma Matlab, basados en operaciones morfológicas como: dilatación y erosión, filtros (mediana, media, gaussiano), ecualización de histograma, método por umbral o binarización, Método *Otsu* y coeficientes de *Sorensen* y *Jaccard*, para su integración con una sonda ecográfica portable, validada sobre imágenes de un *phantom* de lesiones de cáncer comercial.

Como consecuencia de la emergencia sanitaria dada por el COVID-19, en el presente proyecto, la validación del desempeño de los procedimientos computacionales en imágenes ecográficas por parte de médicos especialistas, no pudo ser concretada, por lo cual, se optó realizar dicha validación en un *phantom* virtual.

2. Estado de la técnica

A continuación, en la Tabla 1-1, se presenta una revisión bibliográfica de la aplicación software para la caracterización BIRADS ecográfica automatizada de lesiones en *phantom* de mama y otras técnicas a través del tiempo.

Tabla 1-1: Referencias bibliográficas

Artículo	Objetivo	Método	Hallazgos
<i>1- Abnormality recognition and feature extraction in female pelvic ultrasound imaging</i>	Detectar anomalías uterinas en la etapa inicial para ayudar al radiólogo a encontrar mejores resultados en un marco de tiempo limitado	Se empleó un esquema de segmentación automática simulado en Matlab, dividiendo la región de interés de la imagen, para extraer alrededor de 18 características incluidas la textura y forma	El sistema puede segmentar el tumor en diferentes tamaños y formas, sin embargo existen diferencias de intensidad entre ellos con los cuales el algoritmo segmenta incorrectamente los contornos
<i>2- An efficient detection of brain tumor using fused</i>		Se presenta una red neuronal de propagación <i>Firefly</i> adaptativa, para disminuir el ruido, la	La base de datos de entrenamiento de la red neuronal

<p><i>feature adaptive</i> <i>firefly</i> <i>backpropagation</i> <i>neural network</i></p>	<p>Clasificar con precisión el tumor cerebral después de aplicar los resultados de fusión</p>	<p>variación de intensidad de las imágenes y mediante las funciones KPCA, GRBF implementadas en Matlab, se extraen características de apoyo al sistema de diagnóstico</p>	<p>se reduce a 15 imágenes de tumores benignos y 11 imágenes normales, las cuales no son suficientes para validar el software</p>
<p><i>3- Automatic segmentation method for live fish eggs microscopic image analysis</i></p>	<p>Analizar de desarrollo de huevos de peces carpa en imágenes microscópicas para verificar la precisión del método, realizando una comparación entre la observación automática y manual</p>	<p>Se realiza el debido preprocesamiento de la imagen, se segmenta inicialmente por el método de <i>otsu</i>, se hace el postprocesamiento basado en operaciones morfológicas y finalmente se lleva a cabo la detección de bordes de imagen en la plataforma Matlab</p>	<p>Para imágenes de huevos superpuestas, el tiempo de ejecución del algoritmo es relativamente largo y en los resultados no se delimita exactamente la silueta del huevo, afectando la precisión de las extracciones de las últimas características</p>
			<p>El método RSF es ineficiente, ya que,</p>

<p><i>4- Liver Ultrasound Image Segmentation Using Region-Difference Filters</i></p>	<p>Segmentar imágenes de ultrasonido hepático, para ayudar al diagnóstico temprano de cáncer de hígado, ya que solo el 10% se detecta a tiempo</p>	<p>Se utilizan métodos de segmentación tipo MAP-MRF, CV-ACM y RSFE, los cuales requieren menos tiempo computacional teniendo en cuenta su aplicación en tiempo real</p>	<p>segmenta el hemangioma junto a los vasos sanguíneos debido a su similitud en la ecogenicidad y actualmente no hay un algoritmo que logre realizar una clasificación adecuada de este tipo de imagen</p>
<p><i>5- Spleen segmentation in MRI sequence images using template matching and active contours</i></p>	<p>Segmentar imágenes del bazo, obtenidas por IRM, para la detección temprana de enfermedades del bazo</p>	<p>Se emplean secuencias originales de 64 imágenes en MATLAB, utilizando la caja de herramientas de procesamiento de imágenes, después, se procede a la segmentación automática del bazo en la secuencia procesada</p>	<p>Para elegir la primera imagen de secuencia del bazo, se necesita la participación de un médico radiólogo</p>
<p><i>6- Brain Tumour Extraction from MRI Images Using MATLAB</i></p>	<p>Detectar y extraer tumores cerebrales captados con resonancia magnética nuclear, haciendo uso del software Matlab</p>	<p>Realizar un algoritmo dando una imagen de MRI como entrada, convertirla a escalada de grises, aplicar filtro pasa</p>	<p>Comparando la imagen original con la final, la morfología del tumor se modifica considerablemente</p>

		<p>altas y filtro mediana, calcular la segmentación del umbral y de cuencas hidrográficas, calcular la operación morfológica y finalmente la salida será una región tumoral</p>	
<p><i>7- Breast cancer detection using image enhancement and segmentation algorithms</i></p>	<p>Aumentar y perfeccionar la intensidad de la imagen y eliminar el ruido de las imágenes</p>	<p>Se pasa por una etapa de preprocesamiento, eliminando el ruido de la imagen utilizando la función Wiener, además, aplicando el filtro mediana y transformación logarítmica para brindar una mejor calidad de imagen</p>	<p>Eliminar el ruido de la imagen no es suficiente para obtener un 100% de precisión, por lo tanto, se debe considerar en el procesamiento el uso de filtros lineales</p>
		<p>Este algoritmo tiene como función, eliminar automáticamente artefactos y ruidos que están</p>	<p>Su principal falla está en los algoritmos de</p>

<p><i>8- An Algorithm for Pre-processing and Segmentation of Mammogram Images</i></p>	<p>Presentar un algoritmo que ayude a los radiólogos a identificar los tumores de mama en sus primeras etapas</p>	<p>presentes en las imágenes de mamografías mediante filtro mediana y método de umbral N de <i>otsu</i>, luego mejora el contraste utilizando el método de ecualización de histograma limitado de banda para la fácil detección de lesiones</p>	<p>segmentación triviales, debido a los artefactos en forma de etiquetas, cuñas y marcadores que se encuentran en la región de fondo de las mamografías digitales</p>
<p><i>9- Breast Cancer Detection with Mammogram Segmentation</i></p>	<p>Mejorar el efecto sobre la detección cualitativa del cáncer de seno en mamografías, lo que ayuda a los médicos a obtener un mejor diagnóstico.</p>	<p>Se emplea la segmentación de doble umbral combinados con un enmascaramiento y operaciones morfológicas, arrojando una imagen segmentada mejorada y dando un mejor efecto para la detección cualitativa del cáncer de seno en</p>	<p>El algoritmo sólo funciona para imágenes extraídas en un examen de mamografía, las cuales tienen una alta resolución, comparada con las de ultrasonido</p>

		las imágenes de mamografía	
<i>10- Enhancement Accuracy of Breast Tumor Diagnosis Digital Mammograms</i>	Analizar las mamografías digitales por computarización para ayudar al radiólogo a detectar y clasificar el cáncer de seno	La técnica propuesta depende de las mamografías digitales de segmento, separa las regiones tumorales y clasifica estas imágenes según la extracción de características, la forma del tumor y la nitidez de los bordes procesado en Matlab, el sistema decide si la imagen de la mamografía es normal o anormal	El algoritmo ha sido probado sólo con 60 imágenes de muestra y por ende, no puede ser ejecutado oficialmente en pacientes con sospechas de cáncer de seno
		En este artículo se evalúan tres métodos de conjunto de niveles	

<p><i>11- Comparison of three segmentation methods for breast ultrasound images based on level set and morphological operations</i></p>	<p>Definir el mejor método de segmentación de imágenes, obtenidas a partir de una ecografía de mama</p>	<p>que se combinan con operaciones morfológicas para segmentar las lesiones mamarias. Los métodos de conjunto de niveles que se utilizaron son: el modelo <i>Chan Vese (CV)</i>, el modelo de conjunto de niveles regularizados de filtrado binario y gaussiano selectivo (<i>SBGFRSL</i>) y el modelo de evolución de conjuntos de niveles regularizados de distancia (<i>DRLSE</i>).</p>	<p>El recorte de la lesión no se hace de forma automática, ya que, se debe hacer teniendo en cuenta el delineado de un médico radiólogo</p>
<p><i>12- An efficient data mining approaches for breast cancer detection and</i></p>	<p>Identificar la aparición de la enfermedad del cáncer de mama mediante el análisis y la predicción de la tasa de tejido maligno en las</p>	<p>En esta investigación, se introducen dos esquemas de clasificación como <i>K-Nearest Neighbour (KNN)</i> y <i>Support vector Machine (SVM)</i>. Aquí, el ruido</p>	<p>El software debe ajustarse frecuentemente, debido a su baja sensibilidad, por esta razón, en un futuro, el trabajo propuesto, puede ser procesado sobre el sistema de</p>

<i>segmentation in mammogram</i>	imágenes de la mamografía.	impulsivo se elimina de la imagen de la mamografía para mejorar la precisión de la clasificación mediante el uso de un filtro <i>Wiener</i>	clasificación y el uso de otros métodos de clasificación para lograr una tasa de reconocimiento del 100%.
<i>13- Breast Tumor Detection Via Fuzzy Morphological Operations</i>	Encontrar el área afectada en el seno captado desde el principal examen de diagnóstico de cáncer de mama (mamografía)	Se importa la imagen original a la plataforma Matlab, se elimina mediante el procesamiento previo, se dilata y la erosión también hace parte de la actividad del algoritmo Propuesto. Se hace una comparación entre morfología clásica y morfología difusa y se define el mejor método	El algoritmo empleado en esta investigación es exclusivo para imágenes obtenidas en mamografías y se debe tener en cuenta que su calidad comparada con las imágenes de ultrasonido es mucho más alta, por ende, los algoritmos de segmentación facilitan la identificación de patologías asociadas al tipo de estudio
		Para el sistema CAD para cualquier sistema de	

<p><i>14- Early Diagnosis of Breast Cancer Using Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) and Morphology Methods</i></p>	<p>Mejorar el uso de una solución híbrida para el diagnóstico precoz del cáncer de mama mediante imágenes de mamografía</p>	<p>procesamiento de imágenes, se siguen principalmente cuatro pasos que es el procesamiento previo de la imagen, segmentación, extracción de características y clasificación y evaluación.</p>	<p>Las imágenes de baja calidad aún son difíciles de mejorar. El paso morfológico podría perder característica si el disco estructurante y sus tamaños no se ajustan adecuadamente.</p>
<p><i>15- Segmentation of thermal infrared breast images using K-Means, FCM and EM algorithms for breast cancer detection</i></p>	<p>Mejorar el análisis de color para clasificar las imágenes en casos benignos y malignos.</p>	<p>Se utiliza un método para segmentar las imágenes de mama IR utilizando tres técnicas de segmentación, <i>K-Means</i>, <i>Fuzzy C-Means</i> (FCM) y <i>Gaussian Mixture Model</i> (GMM)</p>	<p>La termografía infrarroja no es un método confiable, debido a que en la mama existen cambios de temperatura cuando el seno se inflama por diferentes motivos</p>
<p><i>16- Automated Detection of Breast Cancer Lesions Using Adaptive Thresholding and</i></p>	<p>Detectar automáticamente las lesiones mamarias en la</p>	<p>En la etapa de preprocesamiento, se aplica el filtro de mediana adaptativa y luego se sigue el método de umbral</p>	<p>Su resultado, se limita solo a captar lesiones mamarias de forma automática en imágenes de</p>

<i>Morphological Operation</i>	imagen de ultrasonido	adaptativo en el proceso de segmentación y finalmente se utiliza operaciones morfológicas	ultrasonido, sin tener en cuenta sus características morfológicas ni la clasificación de anormales y normales
--------------------------------	-----------------------	---	---

Fuente: Elaboración propia

En la siguiente Tabla 1-2 se darán a conocer las patentes y productos del mercado, relacionados como apoyo de diagnóstico para el cáncer de mama

Tabla 1-2: Referencias bibliográficas de patentes y productos del mercado

Nombre el Producto	Objetivo	Metodología
1- <i>Digital Mammography Dream Challenges</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Mejorar la detección del cáncer de mama mediante la interpretación de la mamografía con técnicas de inteligencia artificial - Reducir falsos positivos en todos los rangos de edad 	<p>Emplea redes neuronales y algoritmos predictivos para reducir el número de zonas sospechosas y falsos positivos que dan información sobre la presencia de cáncer</p>

<p>2- Sensor de presión flexible y transparente</p>	<p>Medir cambios en la presión del pecho para diagnosticar tumores</p>	<p>Este dispositivo consiste de transistores orgánicos, interruptores electrónicos hechos de materiales orgánicos a base de carbono y oxígeno y una estructura de nanofibra sensible a la presión, agregando nanotubos de carbono y grafeno a un polímero elástico para crear nanofibras con un diámetro de 300 a 700 nanómetros, que luego se unen entre sí para formar una estructura porosa, delgada, transparente y liviana</p>
<p>3- Julieta</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Detectar cambios de temperatura y densidad - Concluir si es necesario recurrir a un especialista - Reducir los falsos positivos 	<p>Se basa en dos exámenes, la termografía que compara la temperatura entre los dos senos y la elastografía que compara la densidad</p>

4- EVA	- Detectar anomalías en los patrones térmicos de las mamas para detectar cáncer de mama en etapas tempranas	Se basa en la termografía mamaria, haciendo uso de biosensores desarrollados por Higia Technologies
--------	---	---

Fuente: Elaboración propia.

Los trabajos anteriormente mencionados, en su gran mayoría, hacen énfasis en la mejora de la imagen tomada desde un examen de mamografía para ayudar al profesional de la salud a realizar un diagnóstico temprano de la enfermedad, mediante algoritmos basados en filtros morfológicos y segmentación por umbral, sin embargo, las investigaciones dedicadas a incrementar la calidad de imagen abstraídas desde una ecografía mamaria, son muy pocas, debido a su baja resolución y dificultad para encontrar una técnica adecuada que cumpla dicho propósito.

Por otro lado, las patentes descritas anteriormente, han tenido inconvenientes con respecto a su comercialización, ya que, su porcentaje de efectividad no es viable según la FDA debido a la inexactitud en sus principios básicos, como por ejemplo, el cambio de temperatura de las mamas al realizar actividad física o durante el ciclo menstrual, puede afectar las variables directamente asociadas a su diagnóstico.

Por esta razón, la presente investigación tiene como objetivo brindar una herramienta de apoyo al médico radiólogo, extrayendo las características principales de lesiones contenidas en una ecografía mamaria y mejorando la calidad de la imagen mediante una etapa de preprocesamiento.

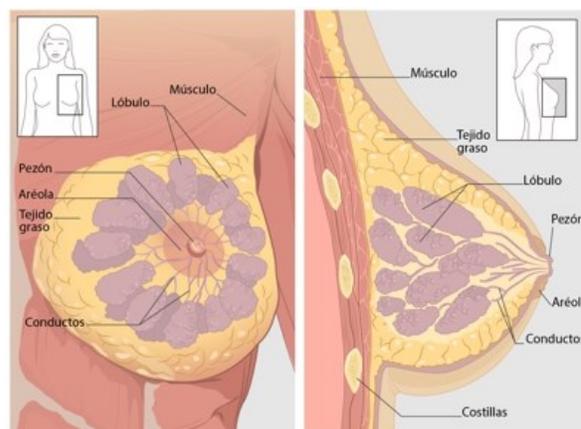
3. Marco teórico

Para el desarrollo de los objetivos generales y específicos de la presente investigación, se hace necesario disponer de conocimientos previos acerca del cáncer de mama y sus respectivos tipos de lesiones, junto con los principios de ultrasonido, técnicas de procesamiento de imágenes, filtros morfológicos y métodos para realizar una correcta segmentación de la imagen

3.1 Cáncer de mama

El cáncer de mama es uno de los cánceres más comunes en el mundo, especialmente en mujeres. Puede comenzar en distintas regiones de la mama, para comprender mejor su fisiología, la glándula mamaria se divide en tres partes principales: Lobulillos, conductos y tejido conectivo⁶ como se ilustra en la Figura 3-1.

Figura 3-1: Anatomía de la mama



Fuente: Centro para el control y prevención de enfermedades (CDC)

Los lobulillos son las glándulas que producen leche, los conductos son los tubos que transportan la leche al pezón y el tejido conectivo formado por tejido fibroso y adiposo, da soporte a todas las partes de la mama, la mayoría de los cánceres de este tipo, se forman principalmente en los conductos o en los lobulillos.

3.2 Lesiones nodulares

La lectura de imágenes de ultrasonido es subjetiva, ya que el profesional médico fundamenta sus observaciones sobre características morfológicas que ayudan a determinar si la lesión es benigna o maligna. Su clasificación se da de la siguiente manera:

3.2.1 Lesiones benignas

- **Quistes:** Son sacos llenos de líquido dentro de la mama, normalmente no representan riesgo alguno de cáncer, sin embargo, se debe tener en cuenta el tipo de quiste que es, ya sea, simple o complejo.

El quiste complejo ⁷ (Figura 3-2) posee orientación antiparalela, sin realce acústico ⁸, por el contrario, el quiste simple se observa con margen nítido y con orientación paralela.

Figura 3-2: Quiste complejo



Fuente: Congreso SERAM 2012

- **FIBROADENOMA:** Son considerados como tumores benignos, son pequeños⁹ (Figura 3-2-1) y se palpan como una canica, redonda con bordes circunscritos. Tiende a presentarse en mujeres jóvenes entre 20 y 39 años de edad, por lo general tienen un patrón ecogénico hipoecoico, orientación paralela y consistencia elástica.

Figura 3-3: Ecografía mamaria de un fibroadenoma



Fuente: Universidad La Salle –México

- **FIBROADENOLIPOMA Y LIPOMA:** Es un tumor benigno compuesto de tejido adiposo, epitelial y fibroconjuntivo, (Figura 3-4) con frecuencia se presenta en personas mayores, sin embargo¹⁰, 1 de cada 1000 personas se diagnostica con este tipo de lesión, la cual, posee una ecoestructura heterogénea, sombra acústica posterior y los lipomas presentan ecos moderados internos.

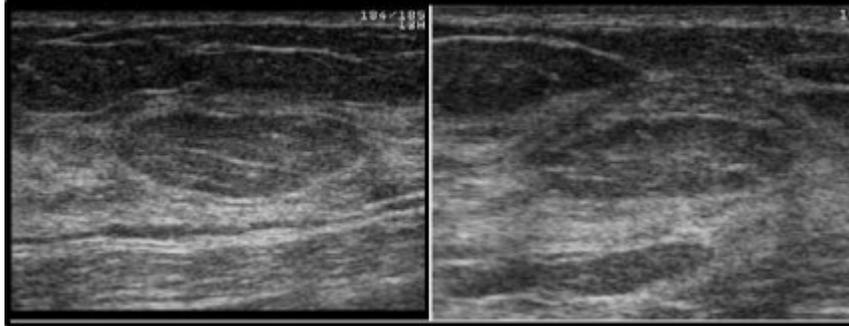
⁶ CENTRO PARA EL CONTROL Y PARA LA PREVENCIÓN DE ENFERMEDADES. Cáncer de mama. [En línea]. 11 de septiembre de 2018. [Citado el 26 de abril de 2020]. Disponibilidad en: https://www.cdc.gov/spanish/cancer/breast/basic_info/what-is-breast-cancer.htm

⁷ GIRALDO, Daniel Felipe y Muñoz, Ángela maría. Aplicación software para el apoyo al diagnóstico de lesiones de mama mediante elastografía ultrasónica. Ingeniería en Automática Industrial. Popayán. Universidad del Cauca. Facultad de ingeniería electrónica y telecomunicaciones. 2016. 164 p

⁸ L. Requeni Monfort, C. Fonfria, J. Blay Beltrán, M. Manejo de lesiones quísticas de mama detectadas mediante ecografía. En: APOS (en línea). Mayo, 2012. URL. Disponible en: https://epos.myesr.org/esr/viewing/index.php?module=viewing_poster&task=viewsection&pi=111793&ti=365474&si=1146&searchkey=.

⁹ *American cancer society*. Afecciones no cancerosas de los senos. [En línea]. 10 de septiembre de 2019. [Citado 26 de abril de 2020]. Disponibilidad y acceso: <https://www.cancer.org/es/cancer/cancer-de-seno/afecciones-no-cancerosas-de-los-senos/fibroadenomas-del-seno.html>.

Figura 3-4: Deformación de un lipoma en una ecografía



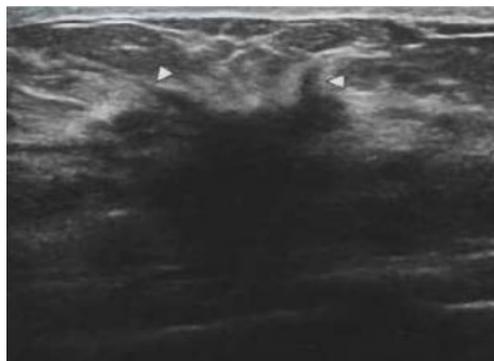
Fuente: Ultrasoundcases.info

3.2.3 Lesiones malignas

Los tipos más comunes de cáncer de mama son:

- **CARCINOMA LOBULILLAR INFILTRANTE:** Ocurre cuando las células cancerígenas se dispersan desde los lobulillos a los tejidos más cercanos, tiene patrón ecogénico hipoecoico (Figura 3-5).

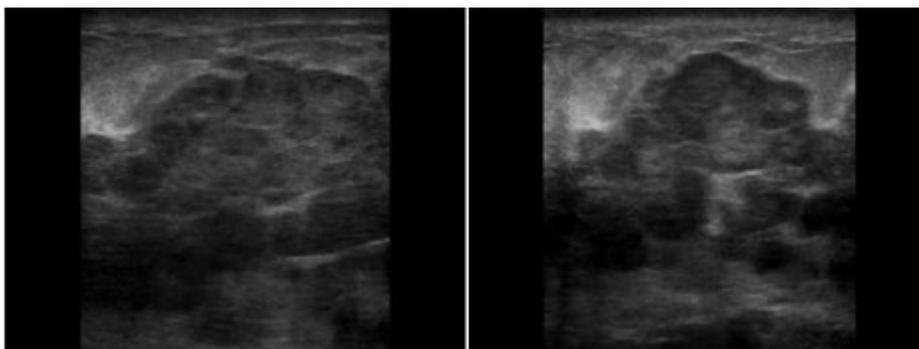
Figura 3-5: Carcinoma Lobulillar infiltrante sospechoso



Fuente: *American Collegue of Radiology*

- **COMEDOCARCINOMA:** Es un cáncer agresivo, de forma irregular con patrón ecogénico hipoecoico, con sombra acústica.
- **CARCINOMA INFLAMATORIO:** Produce un aspecto rojo e hinchado en la mama, ocurre cuando las células cancerígenas bloquean los vasos linfáticos de la piel ¹¹ y provocan el engrosamiento de la piel demostrado en la siguiente Figura 3-6.

Figura 3-6: Carcinoma inflamatorio



Fuente: Ultrasoundcases.info

3.3 Técnicas de diagnóstico por imágenes

La imagenología es el conjunto de técnicas y procedimientos que se emplean para extraer imágenes del cuerpo humano para determinados fines clínicos. Principalmente se usa para diagnosticar enfermedades, en este orden de ideas, existe una gran variedad de métodos de diagnóstico por imágenes, los cuales se describen a continuación:

3.3.1 Mamografía convencional

La mamografía convencional funciona con el uso de rayos x, una forma de radiación electromagnética cuyas partículas atraviesan el cuerpo generando una imagen registrada en una película, donde las estructuras densas como los huesos, bloquean la mayoría de estas partículas, por lo cual se registrarán con un color blanco, las estructuras que contienen aire se verán de color negro y los músculos, tejido adiposo y líquido¹², aparecerán de color gris

Este examen se debe realizar por un profesional de la salud o técnico especializado en el área, el cual, deberá comprimir la mama sobre dos placas y tomar dos imágenes en diferente ángulo para poder ser leída posteriormente (Figura 3-7). La información obtenida debe pasar al cuarto de revelando donde con ayuda de líquidos especiales de revelado generaran una película mamográfica

Figura 3-7: Mamografía convencional



Fuente: National Cancer Institute

¹⁰ J. L, Genoves y M.Alcaraz. Fibroadenolipoma de mama. En: SESPM (en línea). 1991. Disponible en: https://www.sespm.es/wp-content/uploads/revista/1991_4_5/9.pdf.

¹¹ Mayo Clinic. Cáncer de mama inflamatorio. [en línea]. Publicado el 6 de marzo de 2018. [Citado el 26 de abril de 2020] Disponibilidad y acceso: <https://www.mayoclinic.org/es-es/diseases-conditions/inflammatory-breast-cancer/symptoms-causes/syc-20355413>

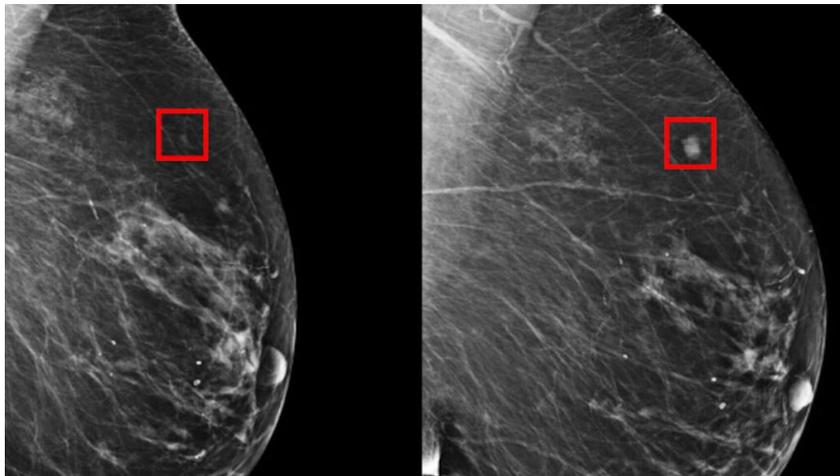
¹² *American cancer society*. Conceptos básicos de mamograma. [En línea]. Publicado el 3 de octubre de 2019. [Citado el 26 de abril de 2020]. Disponibilidad y acceso: <https://www.cancer.org/es/cancer/cancer-de-seno/pruebas-de-deteccion-y-deteccion-temprana-del-cancer-de-seno/mamogramas/conceptos-basicos-del-mamograma.html>

3.3.2 Mamografía digital

Utiliza el mismo principio de rayos x que la mamografía convencional, sin embargo la diferencia está en la forma de almacenamiento de la imagen, la mamografía convencional lo hace mediante películas que deben pasar previamente por un procedimiento de revelado, la mamografía digital, almacena la información de la mama en una computadora (Figura 3-8) y en pequeños discos, dejando un campo de investigación bastante amplio, debido a las diversas investigaciones que se pueden realizar para mejorar la calidad de la imagen que se está tomando.

Considerando lo anterior, este método es el más empleado en todo el mundo para la detección de cáncer de mama, gracias a la efectiva evaluación en tejidos mamarios densos, disminución del tiempo de espera y su práctico almacenamiento digital para ser compartido en diferentes medios con el personal autorizado

Figura 3-8: Mamografía digital



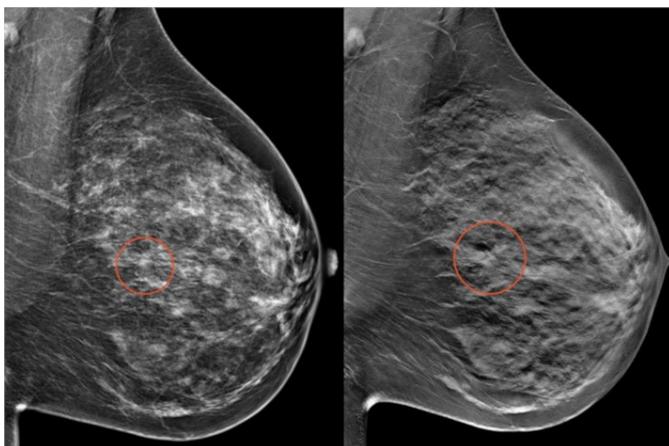
Fuente: Omicromo

3.3.3 Tomosítesis

Utiliza el mismo principio de la tomografía computarizada, capta imágenes de la mama en 2D y las procesa en una computadora para crear una imagen en tres dimensiones para ser analizada de forma dinámica

Según estudios realizados en el año 2017 por investigadores sur-coreanos, determinaron que la tomosítesis detecta un 30% más de casos a comparación de la mamografía digital¹³, ya que, la imagen al ser analizada en forma volumétrica, permite revelar lesiones que en 2D no pueden ser vistas (Figura 3-9)

Figura 3-9: Imagen captada con mamografía digital y tomosítesis respectivamente



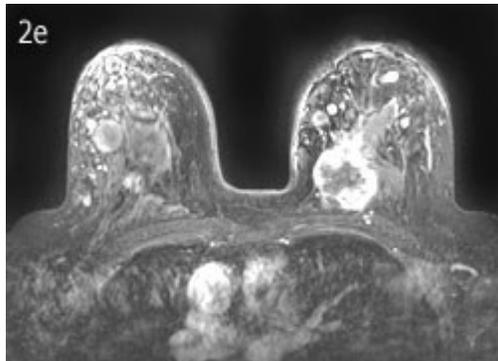
Fuente: Imagenología

3.3.4 Resonancia magnética nuclear (RM)

Es un método que usa imanes y ondas de radio para generar imágenes, no es un reemplazo de la mamografía, por el contrario, trabaja en conjunto con ella y con el ultrasonido, es empleada para observar detalladamente, nódulos que no son visibles empleando otros procedimientos¹⁴. La RM, es más sensible y se usa cuando el paciente tiene mamas densas o está en riesgo alto de padecer cáncer (figura 3-10)

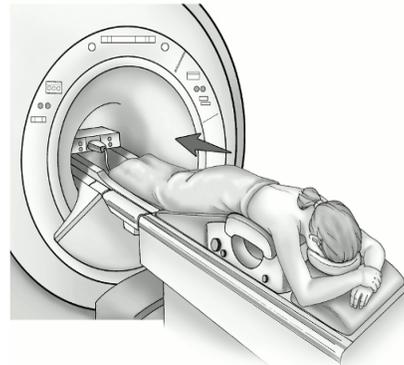
El examen se hace introduciendo al paciente en el equipo de RM, debe permanecer quieto durante 30 minutos o más y retirarse de su cuerpo artículos metálicos y de otros materiales que puedan afectar la imagen (Figura 3-11)

Figura 3-10: Resonancia Magnética De la mama



Fuente: *American Cancer Society*

Figura 3-11: Proceso de Resonancia magnética



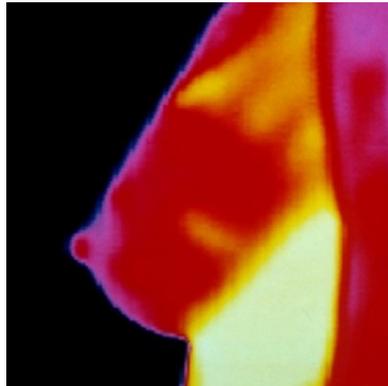
Fuente: *American Cancer Society*

3.3.5 Termografía mamaria

La termografía es un tipo de prueba que muestra patrones de calor (Figura 3-12) y de flujo sanguíneo generados en la superficie del cuerpo, es relativamente nuevo y la Administración de Alimentos y Medicamentos de los Estados Unidos (FDA) ¹⁵ ha demostrado que no es eficaz, ya que la mama puede inflamarse durante el ciclo menstrual de la mujer y mostrar un cuadro calórico incorrecto.

¹³ Imagenología Robustiana. Tomo síntesis ¿el nuevo estándar en detección de cáncer de mama. [En línea]. publicación 26 de octubre de 2018, actualización y/o revisión. Descripción física. Serie. [Citado 16 de abril de 2020]. Disponibilidad y acceso: <https://imagenologia.robustiana.com/54-tomosintesis-el-nuevo-estandar-en-deteccion-de-cancer-de-mama>

¹⁴ Medlineplus. Resonancia Magnética de las mamas. [En línea]. Publicado actualizada el 9 de abril de 2020. [Citado el 26 de abril de 2020]. Disponibilidad y acceso: <https://medlineplus.gov/spanish/ency/article/007360.htm>.

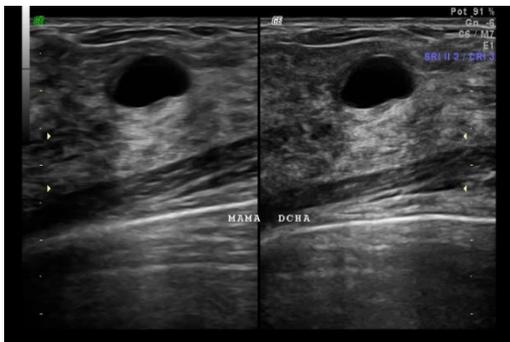
Figura 3-12: Termografía mamaria

Fuente: Administración de Alimentos y Medicamentos (FDA)

3.3.6 Ultrasonografía mamaria

Es un examen no invasivo, el cual emplea ondas acústicas que rebotan en las estructuras de la mama generando eco y registrándose en las imágenes en vivo que capta el ecógrafo. Gracias a esto, se puede comprobar el movimiento de los órganos y el flujo sanguíneo que circula por los vasos (Figura 3-13)

Requiere de aplicar gel de ultrasonido para hacer un mejor registro de la imagen, después se pasará alrededor de la mama una sonda ultrasónica ¹⁶ y podrá visualizar el estado de su glándula mamaria en el monitor (Figura 3-14)

Figura 3-13: Ecografía mamaria

Fuente: Universidad La Salle

Figura 3-14: Procedimiento para realizar

Ecografía mamaria



Fuente: Instituto OULTON

3.4 BIRADS ecográfico

Es una herramienta utilizada por radiólogos en el diagnóstico de lesiones benignas y malignas de la mama, captadas por mamografía, ultrasonido o resonancia magnética nuclear

Breast Imaging Reporting and Data System fue desarrollado por el Colegio Americano de Radiología en 1991, cuyo objetivo es servir como herramienta para que el profesional de la salud pueda describir de manera sencilla, el dictamen final a su paciente y estandarizar la terminología en un informe ecográfico con las siguientes características (Tabla 3-1) para su correspondiente clasificación

Tabla 3-1: Características descriptivas de las lesiones nodulares

Característica	Descripción
ECOESTRUCTURA	<p>Homogénea con grasa: Los ligamentos de Cooper conforman la mayor parte del tejido mamario y no se visualizan áreas hipoeoicas relevantes</p> <p>Homogénea fibroglandular: El tejido mamario está compuesto en su mayoría por tejido graso, aunque se pueden visualizar áreas de tejido fibroso y glandular</p> <p>Heterogénea: Se caracteriza por tener distintas áreas con alta ecogenicidad y otras áreas con poca ecogenicidad vistas comúnmente en mujeres jóvenes</p>
MORFOLOGÍA	<p>Redonda</p> <p>Ovalada</p>

	Irregular
ORIENTACIÓN	<p>Paralela: Nódulo más ancho que alto con respecto al plano cutáneo y su eje mayor</p> <p>Antiparalela: Nódulo más alto que ancho con respecto al plano cutáneo y su eje mayor</p>
BORDES	<p>Circunscritos: Tiene las márgenes bien definidas</p> <p>Borrosos: No hay clara delimitación entre el nódulo y el tejido</p> <p>Espiculados: Las márgenes son formadas por líneas finas</p> <p>Angulados: Contiene márgenes puntiagudos que forman ángulo agudos</p> <p>Microlobulados: Con pequeñas angulaciones</p>
PATRÓN ECOGÉNICO	<p>Anecoico : No contiene ecos reflejados</p> <p>Hiperecoico o hiperacústico: Contiene muchos ecos reflejados</p> <p>Hipoecoico o hipoacústico: Contiene pocos ecos reflejados</p>

	Complejo: Tiene componente anecoico y ecogénico
--	--

Fuente: Sociedad Española de Radiología Médica

La clasificación de nódulos malignos o benignos, dependen de las presencia o ausencia de las características anteriormente mencionadas, en la siguiente Tabla 3-2 se asocian las propiedades que regularmente describen la categorización de estas lesiones

Tabla 3-2: Clasificación de lesiones malignas y benignas

Característica	Probabilidad de lesión maligna	Probabilidad de lesión benigna
Ecoestructura	Heterogénea	Homogénea con grasa, homogénea fibroglandular
Morfología	Irregular	Ovalado, Redondo
Orientación	Antiparalelo	Paralelo
Bordes	Microlobulado, Borroso, angular, espiculado	Circunscritos,
Patrón ecogénico	Complejo, hipoeicoica	Anecoico, hipereicoica

Fuente: Sociedad Española de Radiología Médica

3.5 Técnicas de procesamiento digital de imágenes

Matlab es un programa diseñado principalmente para trabajar con matrices y vectores, puesto que su nombre significa (*Matrix Laboratory*). Es un lenguaje computacional, el cual integra herramientas y técnicas de cálculos numéricos, modelado y simulación de prototipos, análisis de datos, desarrollo de aplicaciones que requieran el diseño de una interfaz gráfica por medio de GUI *Graphical User Interface*.

Esta plataforma es muy utilizada en el ámbito académico para realizar cursos introductorios y avanzados en ingeniería e investigación de nuevos productos tecnológicos con fines médicos e industriales.

Matlab, es compatible con diversos softwares, maneja lenguaje C++ y posee una gran variedad de *Toolboxes* que le permiten al usuario aprender y aplicar la teoría en los algoritmos que esté desarrollando ya sean de procesamiento de imágenes, *machine learning*, lógica *Fuzzy*, redes neuronales, optimización numérica, *simulink* entre otros. ¹⁷

Un sistema de reconocimiento está conformado (gráfico 3-5) principalmente por las siguientes partes

- Adquisición: Este término se refiere al proceso de convertir un archivo a un formato apto para ser procesado en una computadora, su resultado varía dependiendo del método de codificación
- Binarización: Convierte una imagen recibida en escala de grises o a color, en una imagen binaria, es decir, sus pixeles toman valores de 1 y 0 solamente
- Segmentación: Delimitar la región de interés
- Normalización: Intenta ajustar el tamaño, posición y la forma de la imagen para evitar y minimizar la variación entre imágenes del mismo tipo
- Extracción de características: Permite identificar las propiedades de una imagen como: tamaño, perímetro, área, orientación, entre otras
- Reconocimiento: Convierte la imagen binaria en una representación electrónica

Gráfico 3-1: Conformación de un sistema de reconocimiento

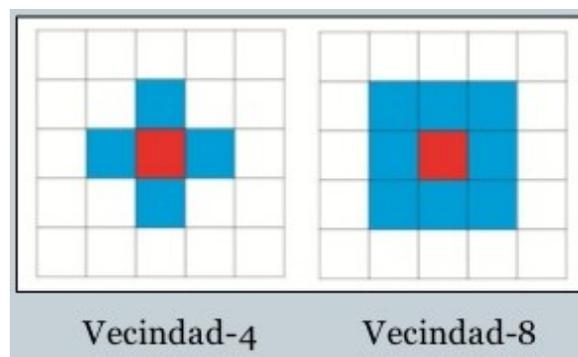


3.5.1 Operaciones morfológicas

Estas operaciones hacen referencia al procesamiento digital de imágenes donde cada pixel de la imagen se ajusta al valor de otros pixeles de su vecindad, al modificar el tamaño y la forma de esta, se puede construir una operación morfológica sensible a formas específicas en la imagen de entrada

Para determinar si dos pixeles son vecinos se debe tener en cuenta si están conectados en dirección perpendicular o en diagonal respectivamente, como se muestra en la siguiente Figura 3-15.

Figura 3-15: Vecindad de pixeles



Fuente: Matlab

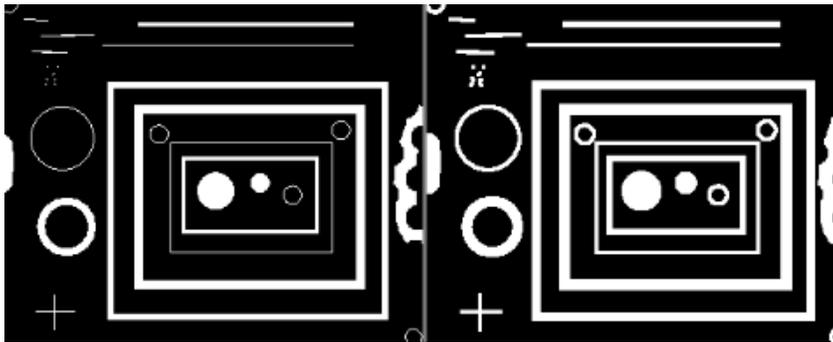
3.5.2 Tipos de operaciones morfológicas

Existe un amplio conjunto de operaciones morfológicas basadas en formas, a continuación, se van a nombrar las que se emplearon para realizar la presente investigación

3.5.2.1 Dilatación y erosión

Dilatación: Se adicionan píxeles al contorno de objetos que están presentes en la imagen, seleccionando el pixel que se desea cambiar y cambiando su valor, por el valor máximo del pixel que este en su vecindad (Figura 3-16)

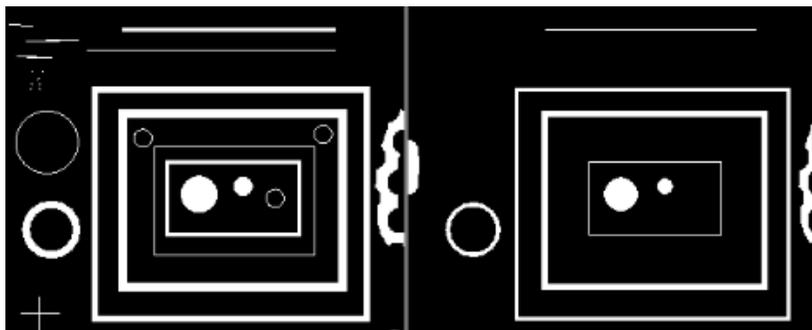
Figura 3-16: Dilatación de una imagen



Fuente: Matlab

Erosión: Elimina píxeles del contorno de objetos presentes en la imagen (Figura 3-17)

Figura 3-17: Erosión de una imagen



Fuente: Matlab

Ambas operaciones se usan en combinación para eliminar objetos pequeños de una imagen y suavizar el borde de objetos grandes

3.5.2.2 Eliminación de ruido

Es muy común en las imágenes y esto se debe a acciones erróneas en su proceso de adquisición, lo cual da como resultado valores de píxeles que no reflejan las intensidades reales, para poder eliminar este error, es necesario el uso de los siguientes filtros

3.5.2.3 Filtro de la mediana

Se selecciona cada píxel presente en la imagen y se reemplaza por la mediana de los píxeles vecinos, esta se calcula ordenando los valores de intensidad de los píxeles vecinos en orden y seleccionando el que queda en medio. Es muy recomendado para reducir el ruido sal y pimienta (Figura 3-18)

Figura 3-18: Filtro mediana



Fuente: Matlab

3.5.2.4 Estadística descriptiva

Es una técnica matemática que como su nombre lo indica, describe un conjunto de datos con el objetivo de facilitar el uso con el apoyo de tablas, gráficos y medidas numéricas¹⁸ como:

Media: Es el promedio de los datos.

¹⁵ FDA. Prueba de detección del cancer de seno: la termografía no sustituye la mamografía. [En línea]. publicado el 27 de octubre de 2017. [Citado el 16 de abril de 2020]. Disponibilidad y acceso: <https://www.fda.gov/consumers/articulos-en-espanol/prueba-de-deteccion-del-cancer-de-seno-la-termografia-no-sustituye-la-mamografia>

¹⁶ RadiologyInfo. Ultrasonido vascular. [En línea]. Actualizado el 5 de febrero de 2019 [Citado 26 de abril de 2020]. Disponibilidad y acceso: <https://www.radiologyinfo.org/sp/info.cfm?pg=vascularus>

Mediana: Al organizar un grupo de datos de menor a mayor, la mediana representa el valor de la mitad, esto en caso de que el número total de datos sea par, de lo contrario la mediana es la media aritmética de los dos centrales.

Moda: Es el valor que más se repite en un conjunto de datos.

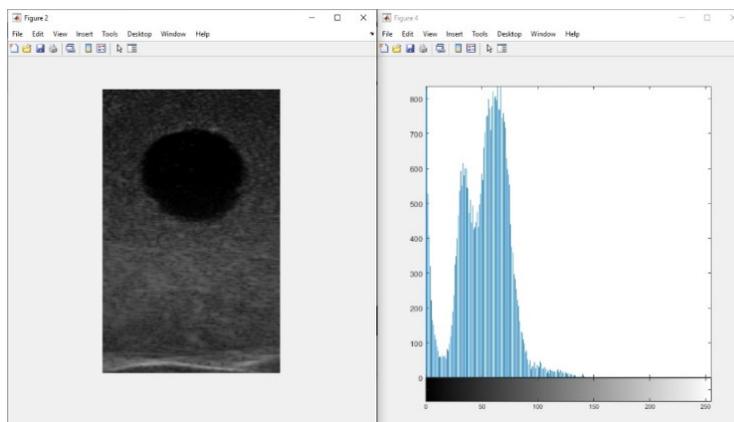
Desviación estándar: Es una medida de dispersión, cuyo objetivo es definir cuánto difiere en promedio cada observación tomada de un conjunto.

Asimetría: Indica el grado de simetría que presenta una distribución de probabilidad.

3.5.3 Histograma

El histograma de una imagen es básicamente una representación gráfica de la frecuencia de ocurrencia de cada nivel de gris en la imagen como se muestra en la siguiente Figura 3-19.

Figura 3-19: Histograma de una imagen ecográfica



Fuente: Elaboración propia

3.5.4 Método por umbral o binarización

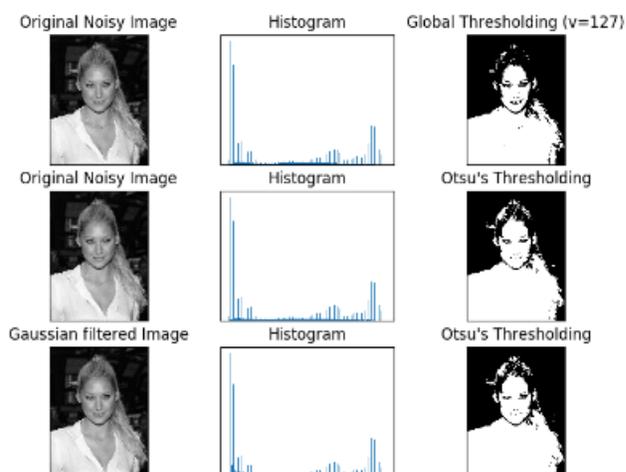
Realiza un barrido en la matriz de la imagen digital, por medio de bucles, con el objetivo de reducir la escala de grises a dos valores únicos (0 = negro y 255 = blanco) o el sistema de binarización de unos y ceros. Se compara cada píxel de la imagen que viene determinada

por un umbral, por ejemplo, los valores que sean mayores al umbral, toman un valor de 255 (blanco) y los menores 0 (negro).

Los métodos de umbralización se dividen en 7 métodos: histograma, clustering, entropía, similitud, espaciales, globales y locales¹⁹, sin embargo, en esta investigación se hace uso del método umbralización global, el cual, genera un valor de umbral totalmente estático.

Finalmente, este método se considera como un conjunto de algoritmos cuyo objetivo es separar los objetos de una imagen que sean de nuestro interés (Figura 3-20), mediante métodos que clasifican los píxeles que conforman los objetos de interés y los que rodean a estas estructuras.

Figura 3-20: Imagen procesada por el método umbral



Fuente: Matlab

3.5.5 Método Otsu

El método de *Otsu* se desarrolló para seleccionar de forma automática un conjunto de umbrales, maximizando la medida de separabilidad de las clases resultantes en niveles de grises.

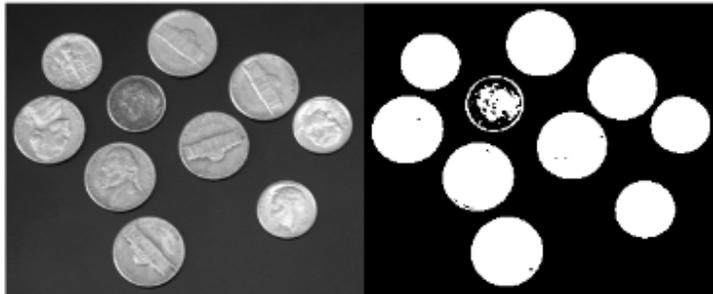
¹⁷ Acapmi. Que es matlab. [En línea]. publicado el 28 de septiembre de 2017. [Citado 26 de abril de 2020]. Disponibilidad y acceso: <http://acapmi.com/blog/2017/09/18/que-es-matlab/>

Para realizar este procedimiento²⁰, se necesita el cero y el primero de los momentos acumulativos ordenados en el histograma

No sólo se puede analizar el umbral de la imagen de nivel de gris, también se analizan otros aspectos como: estimación de niveles medios de clase, evaluación de separabilidad de clase, entre otros.

Este método significó un avance importante en el procesamiento de imágenes, para seleccionar el umbral adecuado de la escala de grises para extraer objetos desde su fondo, además, utiliza la varianza para dispersar los valores de los niveles de gris como se muestra en la Figura 3-21

Figura 3-21: Imagen procesada con el método Otsu



Fuente: Matlab

¹⁸ FERNÁNDEZ, Santiago; CORDERO, José y CÓRDOBA, Alejandro. Estadística descriptiva. Madrid, España, ESIC editorial, 2002. Pag 13-15

¹⁹ MAGRO, Rafael. Binarización de imágenes digitales y su algoritmia como herramienta aplicada a la ilustración entomológica. 31 de diciembre de 2013. Vol 1. Pag 445

²⁰ NOBUYUKI, Otsu. Un método de selección de umbral de histogramas de nivel de gris. En: IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics. Enero de 1979. Vol. 9, p. 62-66

3.5.6 Coeficiente de Sorensen

Es un coeficiente de similitud de tipo cuantitativo, definido por la siguiente ecuación 1.0:

$$\text{Ecuación 1.0 } I = \frac{2pN}{aN+bN}$$

Donde en la ecuación 1.0 aN y bN , representan el número total de elementos ubicados en los conjuntos A y B respectivamente y pN , representa la sumatoria de la abundancia más baja de cada uno de los elementos compartidos en ambos conjuntos ²¹

3.5.7 Índice de Jaccard

Básicamente mide el grado de similitud entre dos conjuntos independientemente de su tipo y se da por la siguiente ecuación

$$\text{Ecuación 2.0 } J_{ij} = \frac{C_{ij}}{C_i+C_j+C_{ij}}$$

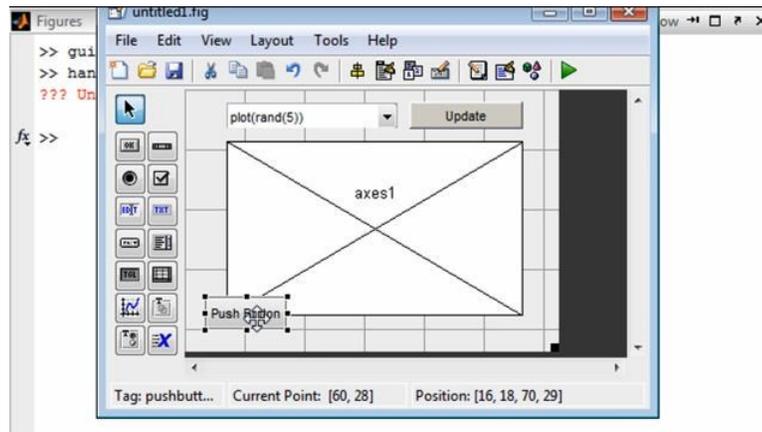
Donde en la ecuación 2.0 C_{ij} , Es el cociente de la intersección, dividido entre la suma de todo lo que no es común, sus valores varían entre 0 y 1, cuando la intersección es nula, el índice de Jaccard es nula o con valor 0 ²², por el contrario, cuando los conjuntos son idénticos, el índice de Jaccard es igual a 1.

3.5.8 Gui Matlab

Son conocidas también como interfaces gráficas de usuario de uso sencillo con el mouse, lo cual evita aprender el lenguaje de programación con el que fue desarrollado el software para escribir comandos y lograr ejecutar la aplicación que se desea

La GUI incluye controles como: botones, menús, barras deslizantes y de herramientas (figura 3-22).

²¹ Instituto de investigación de recursos biológicos Alexander Von Humboldt. Métodos para el análisis de datos: una aplicación para resultados provenientes de caracterizaciones de biodiversidad. [En línea]. publicado el 4 de junio de 2002. [Citado 4 de mayo de 2020]. <http://www.bionica.info/biblioteca/HumboldtAnalisisDatos.pdf>

Figura 3-22: Interfaz gráfica GUI Matlab

Fuente: Matlab

Los coeficientes o índices de *sorensen* y *jaccard* son la similitud entre 2 conjuntos de datos, en este caso imágenes, sobrepone una imagen con otra que sean de las mismas dimensiones, y calcula la correlación que existe entre ellos, siendo una variable de 0 a 1 (Figura 3-23)

Figura 3-23: Implementación coeficientes *Sorensen* y *Jaccard*

Fuente: Matlab

²² Universidad de Granada. Coeficientes de similitud. [En línea]. publicado el 30 de abril de 2019. [Citado 4 de mayo de 2020]. Disponibilidad y acceso: http://www.ugr.es/~r Ruizb/cognosfera/sala_de_estudio/ciencimetrica_redes_conocimiento/medida.htm

4. Componentes y métodos

Este proyecto tiene como base la Metodología CDIO, se empleó en el desarrollo de una herramienta tecnológica de ayuda que contribuya a los procesos de evaluación sobre imágenes ecográficas de mama basadas en el protocolo BIRADS, extraídas mediante el uso de una sonda ultrasónica (Figura 4-24) y sus respectivas especificaciones.

4.1 COMPONENTES DEL SISTEMA

Figura 4-24: Sonda Lineal de Ultrasonido



Fuente. Interson Corporation

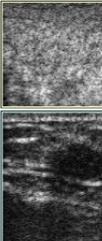
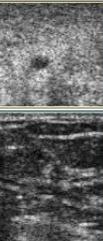
Tabla 4-1: Especificaciones técnicas

Número de Modelo	99-7901
Rango de Profundidad	0.1 cm- 10 cm
Enfoque	Dinámico en todo el rango de profundidad
Pulso de Frecuencia	5 - 10 MHz

Contacto con Paciente	38 mm
Cable	USB 2.0
Tamaño	142 mm x 58 mm
Peso	80 gramos
Regulación	FDA 510(k)
Requerimientos	OS: Windows 7,8,10; Procesador RAM: 2 GHz / 4 MB

La sonda lineal de ultrasonido de uso médico de modelo SP-L01, con número de marca 99-7901 fabricado por la compañía Interson, es una sonda de uso que construye matrices de imágenes bidimensionales, con un rango de profundidad dinámico de 0.1 a 10 cm, posee un ancho de banda que comprende los 5MHz hasta los 10 MHz. Este dispositivo es regulado por la FDA510 (Administración de alimentos y medicamentos de los Estados Unidos).

Figura 4-25: Base de Datos clínica de elastografía (universidad de Cambridge)

Data	Sex	Birth	Date_of_scan	Region	Biopsy	Surgery	Dim	Frame	Quality	Snapshot
SW SXI	F	1976	2007-12-05	Breast	N	N	2D	243	Good	
SW SXI	F	1959	2007-12-19	Breast	Y	N	2D	100	Good	
SW SXI	F	1959	2007-12-19	Breast	Y	N	2D	99	Good	
SW SXI	F	1942	2008-01-09	Breast	N	N	2D	116	Good	
										

Fuente. Elastography Database Cambridge

Una base de datos es un conjunto de datos pertenecientes a un mismo contexto y almacenados sistemáticamente para su posterior uso, en este caso *Cambridge University Elastography Database* del grupo de *medical imaging group* y su **Proyecto de investigación sobre imágenes de elasticidad ultrasónica en 2D**, objetivo general de este proyecto es desarrollar un sistema de imágenes de elasticidad ultrasónica listo para el mercado, involucra ensayos clínicos en el Hospital de *Addenbrooke*, La aprobación fue otorgada por el Comité de Ética de Investigación de Cambridgeshire – 3 para que los datos anónimos sean difundidos a la comunidad de investigación en general.

Figura 4-26: Computador Portátil



Fuente: Elaboración propia

El Acer E5 475G Intel Core i5-7200U, cuenta con Procesador Intel® Core i5-7200U (2.2 GHz, 3 MB), Memoria RAM 8GB DDR4 SODIMM (1x8GB) Max 16GB, disco duro 1 TB (5400 rpm SATA), Display 15.6" LED HD (1366 x 768) 16:9 Gloss, y controlador gráfico Intel HD 620 integrada y GTX 940mx 2GB DDR5 dedicada, este es el equipo en el cual se monta y ejecuta todo el software.

Figura 4-27: Gel ultrasonido



Fuente: Elaboración Propia

El gel para ultrasonido es un tipo de conductor utilizado durante dicha técnica, tales como ecografías en 4D, diversos diagnósticos y otro tipo de terapias. Este se esparce sobre la piel del paciente antes de iniciar a usar el transductor, que es el dispositivo que hace posible enviar y recibir las ondas sonoras.

Uso en procedimientos ecográficos que demandan la máxima transmisión de ondas

Figura 4-28: *Elastography Ultrasound Breast Phantom*



Fuente: Blue phantom.com

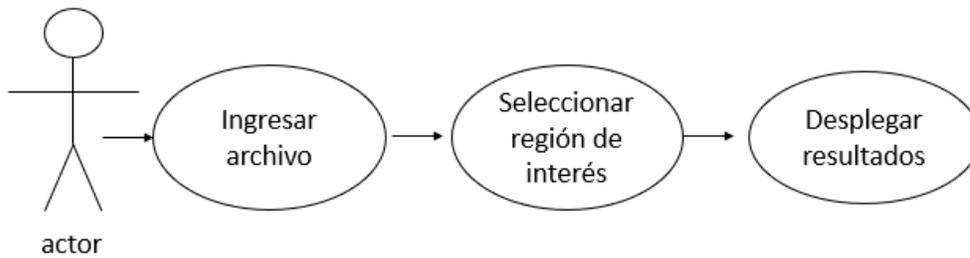
El modelo de entrenamiento con ultrasonido de elastografía mamaria Blue Phantom permite a las usuarias desarrollar y practicar las habilidades necesarias para adquirir competencia en el uso de ultrasonido para imágenes de elastografía y procedimientos quirúrgicos guiados. Con una amplia gama de masas elásticas contando con lesiones rígidas, suaves y también isoelásticas, todo en el mismo modelo. Estas masas tienen eco texturas que son hipoecoicas, isoecoicas y ecogénicas (hiperecoicas). no requieren almacenamiento especial y no se deshidratarán ni descompondrán con el tiempo.

4.2 Método

Este trabajo, se fundamenta en la aplicación de algoritmos computacionales para el tratamiento de imágenes eco mamarias, a través de la adquisición de señales RF del tejido o formato de imágenes tradicionales por medio de una sonda ultrasónica interson, con el fin de encontrar características principales según el protocolo BIRADS , para las personas que sufran de alguna afección o anomalías y de esta manera generar una herramienta

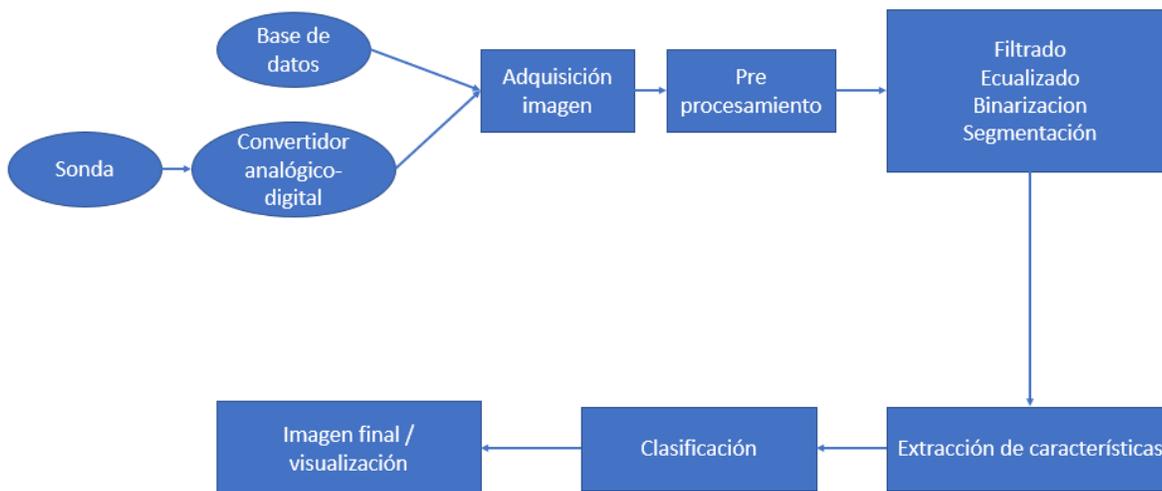
tecnológica que contribuya de modo cuantitativo y objetivo a los procesos de evaluación de cáncer de mama tradicionales.

Gráfico 4-1: Diagrama casos de uso



Fuente: SmartUml

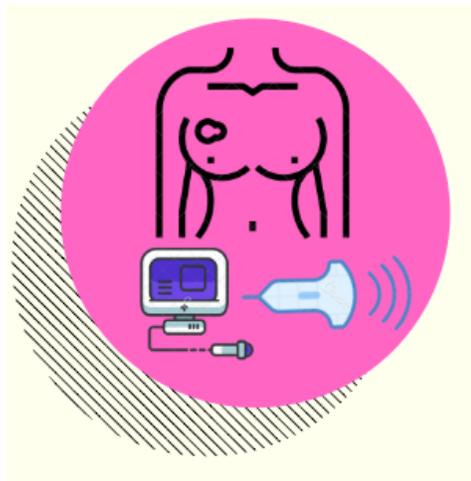
Gráfico 4-2: Línea de procesamiento de imágenes



Fuente: propia

Descripción del programa: se hace un análisis sobre la imagen seleccionada y el software mediante algoritmos, usa diferentes métodos de procesamiento de imágenes los cuales implican filtrado, ecualización, binarización etc. Que pueden variar mediante valores iniciales que están sujetos a cambios, Donde después del proceso anteriormente mencionado, se obtienen algunos valores los cuales son usados para su respectiva interpretación y determinar los resultados de los resultados, basados en el protocolo BIRADS implementando el software de MatlabR2019b.

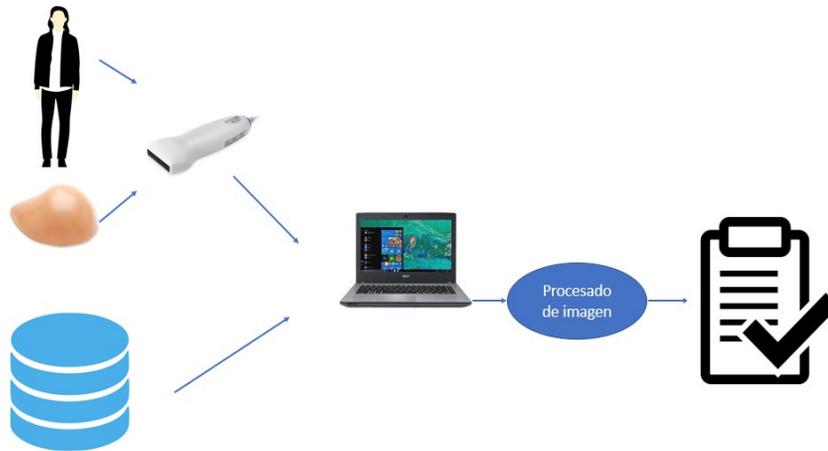
Figura 4-29: Logo aplicación oficial



Fuente. Elaboración Propia

Esta es la vista de entrada al aplicativo, está conformado por una imagen (diseño propio), a través de la cual se ingresa de manera inmediata a la interface general del aplicativo donde se efectuarán todos los procesos algorítmicos.

Gráfico 4-3: Interconexión de componentes



Fuente. Elaboración Propia

La interconexión de componentes (Figura 4-30) se basa en 3 distintos tipos de recolección de imagen basados en bases de datos, uso de phantom y uso en tejido mamario, siendo estos últimos 2 por una sonda de ultrasonido, la imagen será analizada y procesada mediante el software instalado en el pc, desplegando los resultados.

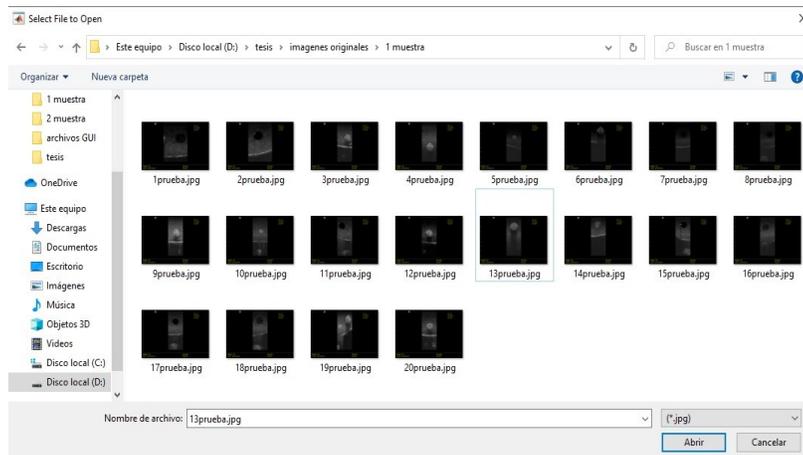
Figura 4-30: Panel principal BUCA



Fuente. Elaboración Propia

En esta vista, el operador tendrá la opción de modificar los parámetros de la sección derecha que son el rango dinámico y umbrales, y el botón de iniciar donde se abrirá una ventana de selección de archivos en la cual se escogerá la imagen principal a ser analizada del formato de la imagen debe ser una imagen con extensión aceptada por Matlab o un archivo*.jpg, y seguido a esto dar clic en el botón <<Abrir>> ubicado en la margen inferior del pantallazo, obteniendo la visualización de la imagen.

Figura 4-32: *Layout* inspector de archivos / selección archivo



Fuente. Elaboración Propia

4.3 Proceso experimental

En esta sección, se presenta el desarrollo de la etapa de adquisición, describiendo los algoritmos utilizados en el procesamiento de las imágenes, con la finalidad de encontrar las características de las lesiones en tejido mamario.

4.4 Procedimientos y desarrollo

TIPO DE ESTUDIO: es de estudio experimental, para determinar la fiabilidad del algoritmo sobre imágenes ecográficas recolectadas en relación con los datos al aplicar el protocolo como se aplica comúnmente.

BASE DE DATOS:

Los tipos de imágenes que se tienen hacen parte de las 3 categorías obtenidas, las cuales corresponden a:

- Base de Datos clínica de elastografía (Universidad de Cambridge)
- Recolección de imágenes sobre un *Ultrasound Breast Phantom*
- Imágenes de apoyo de un *phantom* artesanal

MOTIVOS DE SELECCIÓN:

- Una base de datos seleccionada contando con amplia una variedad de muestras.
- Un *phantom* comercial que ha sido validado con sus lesiones en diferentes composiciones. Los *Blue Phantom* hace uso de tejido humano simulado con tecnología patentada que no requieren un almacenamiento especial, contando con ultrasonido variable en modo B y sus propiedades viscoelásticas para cada masa, así como *Echotextures* (hipoecoico, isoecoico, hipericoico).
- *Phantom* casero, ofrece un comportamiento similar a los otros, lo cual ofrece una ayuda a observar las diferencias y comportamiento del algoritmo respecto a otro tipo de composición en las imágenes.

Para la confección del phantom se tuvo en cuenta los 2 artículos basados, en los cuales se describe la configuración de los materiales, cantidades, y proceso de preparación para obtener los mejores resultados posibles.

MANUFACTURA DE PHANTOM

Este phantom fue construido con el propósito de generar imágenes con diferentes características que el phantom de prueba físico no cuenta con este tipo de lesiones.

El primer paso en el proceso de fabricación, consiste en la mezcla de agua con agar (gelatina sin sabor), glicerina (estas 2 para formar la estructura y consistencia del phantom) y grafito en polvo para generar un ruido equivalente a un tejido real. Con una relación de 3 gramos de agar por 10ml de glicerina. Posteriormente elevando la temperatura de 20°C a

78°C. La mezcla se deja en reposo por 30min, se vierte en un contenedor de plástico con forma semejante a un seno. Y posteriormente expuesto a un contenedor a 5°C por 6 horas (todo el proceso referenciado en los artículos posteriormente mencionados).

Después de este tiempo el *phantom* está listo y se realizan las pruebas con el fin de observar, obtener lesiones y sus características mediante el algoritmo. mirar variación por el ambiente, generando un aproximado de 10 imágenes.

RECOLECCIÓN DE DATOS:

Base de datos: cuenta con un aproximado de 669 imágenes con diferentes indicadores, como género, región, calidad de imagen, fecha de adquisición y dimensión, de los cuales 162 corresponde a imágenes en la región de mama, en los cuales se encuentran hombres y mujeres, aunque no se hace mención de datos complementarios como frecuencia utilizada.

Un ejemplo de la calidad de las imágenes de esta base de datos se puede observar en la Figura (4-32).

Figura 4-32: Ejemplo imagen base de datos Cambridge



Fuente. Base de datos de Cambridge

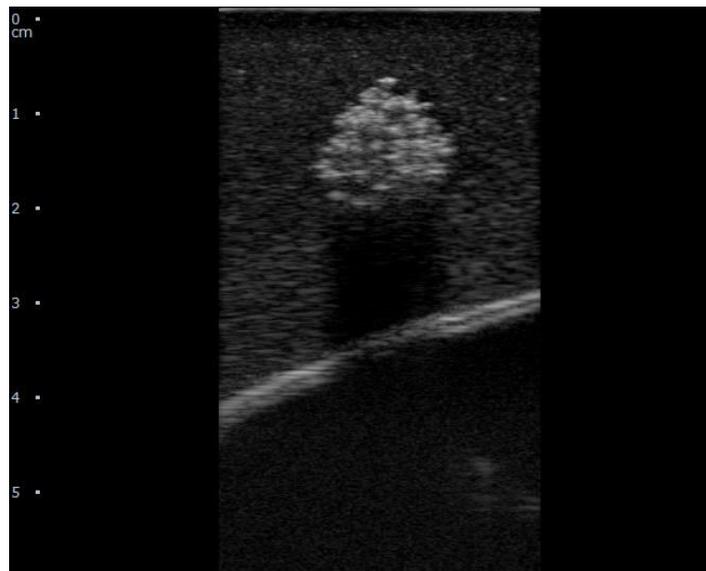
¹ Carvalho, Isabela & Basto, R. & Infantosi, Antonio & Von Kruger, Marco Antonio & Pereira, Wagner. Breast ultrasound phantom for image segmentation assessment. Proceedings - IEEE Ultrasonics Symposium. [En línea]. (2009).

Blue phantom: las prestaciones del tejido humano simulado y sus características anteriormente mencionadas, el uso del *phantom*¹, la sonda y gel de ultrasonido, con la sonda vertical a la superficie de contacto, permitieron la adquisición de imágenes, las cuales fueron tomadas en el laboratorio de investigación, se recolectaron un aproximado

de 40 imágenes con diferentes variables en la interface para la sonda generando imágenes con condiciones diferentes, Tales como frecuencia, brillo y contraste. para obtener imágenes con variaciones y observar del comportamiento del algoritmo.

Un ejemplo de la calidad de las imágenes del *Blue Phantom* mediante el uso de la sonda Interson SP-L01, se puede observar en la Figura (4-33).

Figura 4-33: Ejemplo imagen obtenida del *phantom*



Fuente. Propia

Phantom artesanal:

Se inicia la fabricación del phantom a partir de los materiales y cantidades sugeridos en los artículos guía para la confección y caracterización del phantom mamario, basado en gelatina, glicerina y grafito como tejido de simulación mamaria figura (4-34). Logrando una obtención de 15 imágenes.

Ejemplo de las imágenes del *Phantom* artesanal mediante el uso de la sonda Interson SP-L01, se puede observar en la Figura (4-35).

Figura 4-34: Phantom manufacturado / Ubicación lesiones.



Medidas: 16cm ancho, 14.5cm de largo, 7cm de alto

Fuente. Propia

Figura 4-35: Ejemplo imagen Phantom casero



Fuente. Propia

4.5 PROCEDIMIENTO TÉCNICO MANEJO DE INTERFACE:

Cuando se tienen las imágenes adquiridas se puede iniciar el algoritmo extracción de características, se inicia el archivo ejecutable, se abre la interface en la ventana principal donde se observan la distribución de elementos, posteriormente se procede a dar clic en el botón “Iniciar”, se abre el explorador de archivos, se dispone a seleccionar la imagen de interés, que será la que estará sujeta a todo el proceso de operaciones algorítmicas.

Figura 4-36: Selección de archivo



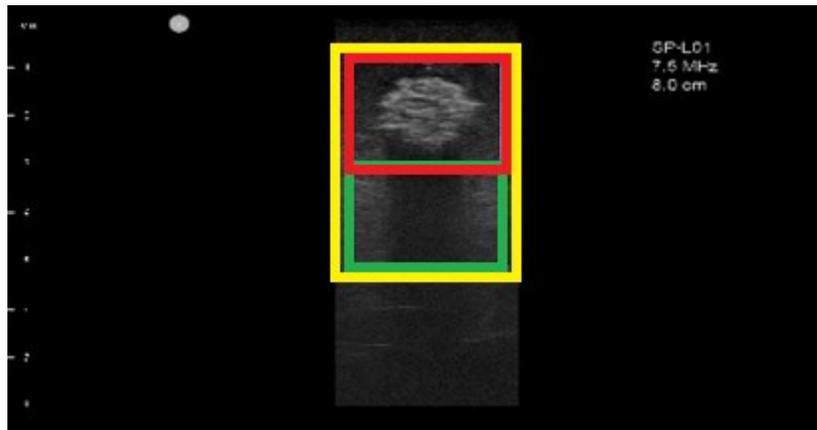
Fuente. Propia

Al seleccionar la imagen se visualiza en una sección de la interface de la parte superior como se muestra en la figura.

Para generar el proceso de forma automática, es necesario introducir o señalar la región de interés (representada en color amarillo) con el fin de que el algoritmo pueda determinar de manera correcta los valores para su posterior resultado. El corte consta de 2 secciones las

cuales son, una parte superior, la cual analiza directamente la lesión representada en color rojo, y la inferior la cual se enfoca en el eco acústico representada en color verde.

Figura 4-37: Región de interés aproximada



Fuente. Propia

Después de realizar la señalización confirmando las dimensiones necesarias (crop), inicia el algoritmo, en el cual se determinan los valores generados por el software para concretar las características:

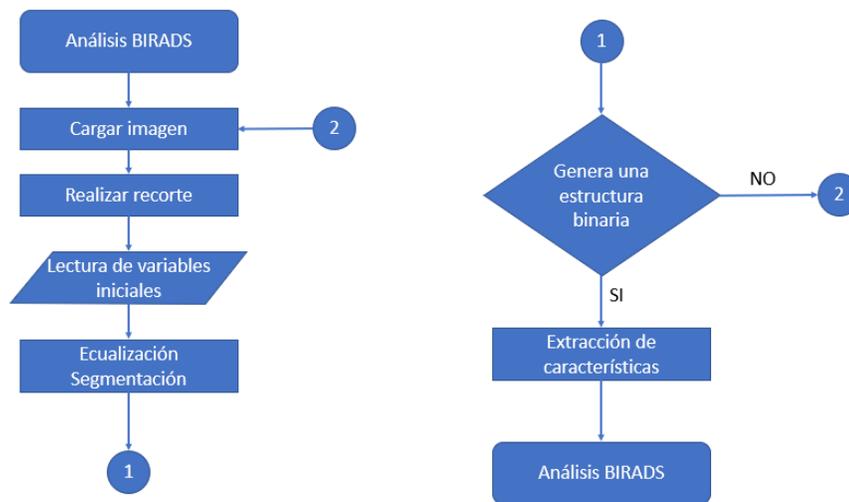
- Patrón ecogénico
- Orientación
- Eco acústico
- Bordes
- Morfología

4.6 PROCEDIMIENTO DE EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS ALGORITMOS

1. Se empieza con una lectura de imagen para almacenarla en una variable y su posterior escala de grises por si el archivo tiene complemento RGB que pueda afectar posteriormente.
2. Se procede desde este punto a alterar la imagen original , la cual está sujeta a métodos de ecualización de baja y alta intensidad (top-hat) para poder generar

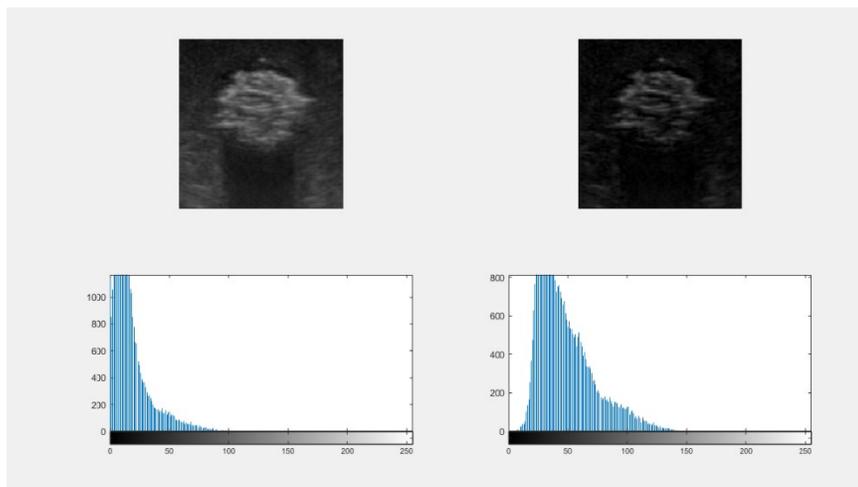
mejores variaciones de los valores de pixeles de la zona central respecto a la zona alrededor de esta, seguido de la técnica *k-nearest neighbors* y filtros de promedio para eliminar parte del ruido existente en la imagen para tener para obtener una imagen más limpia.

Figura 4-38: Diagrama de flujo



Fuente. Propia

Figura 4-39: Etapa de filtrado y ecualizado

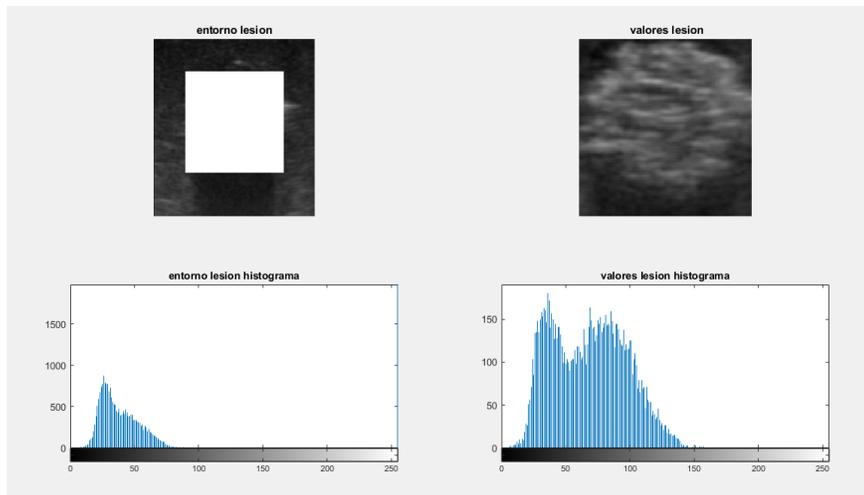


Fuente. Propia

Como anteriormente se menciona, la imagen está dividida en 2 partes, cada una sometida a unas técnicas similares. Primeramente, la parte superior la cual, mediante una sección centralizada ajustable al tamaño del recorte, selecciona una zona sacando el área del recorte generando 2 imágenes, se extrae el histograma (Figura 4-40) respectivo de cada una y posteriormente se almacenan los valores en un vector propio. Los cuales están sujetas a la función de asimetría con el fin de observar las diferencias entre los valores de ambos.

La identificación y comparación del entorno respecto la lesión permiten identificar el patrón ecogénico predominante en la lesión.

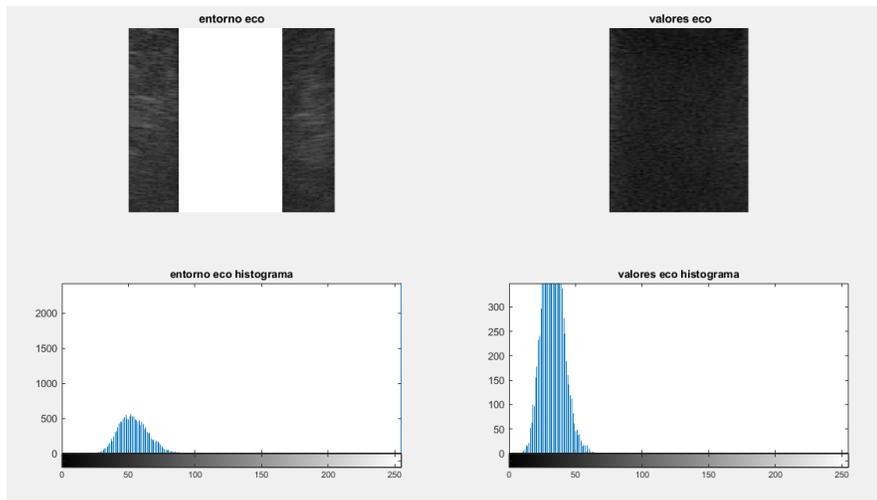
Figura 4-40: Comparación zona central y entorno (lesión)



Fuente. Propia

En la zona o parte inferior el proceso es similar, pero en este caso líneas verticales comparando de la misma forma, mediante el histograma (Figura 4-41). Se analiza la distribución de los datos referentes a los pixeles y sus valores almacenados mediante el cálculo de la asimetría respectiva, realizando una comparación una respecto a la otra para determinar si existe o no eco acústico.

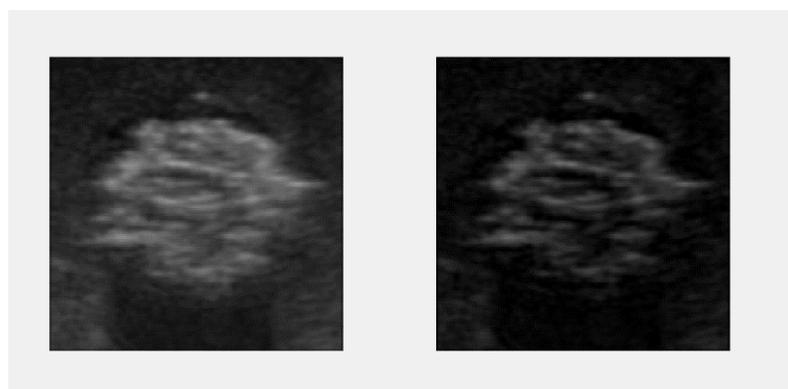
Figura 4-41: Comparación zona central y entorno (eco acústico)



Fuente. Propia

Retomando la zona superior que es la de mayor interés y prioridad para el protocolo BIRADS, de la parte superior se determina mediante umbrales el tipo de patrón ecogénico para determinar cuál de las 3 opciones (hipoacústico, hiperacústico, isoacústico) integradas es, y aplicar los filtros correspondientes, se comienzan a aplicar operaciones morfológicas y un ecualizado más notorio para obtener una forma más aproximada a la estructura de quiste.

Figura 4-42: Diferencia de intensidad de pixeles (ecualizado)

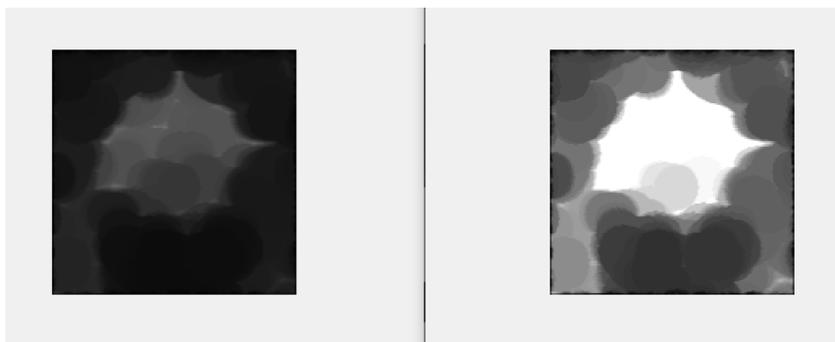


Fuente. Propia

Al aplicar la ecualización, se notan mejor las diferencias en los niveles de intensidad diferenciando más la lesión del entorno, logrando así valores relativamente lejanos para poder extraer la información que se requiere solamente, mediante un proceso de operaciones lógicas, en este caso se usa el método de top-hat usado para mejorar el contraste de una imagen en escala de grises, dejando una especie de imagen casi binaria (Figura 4-43),

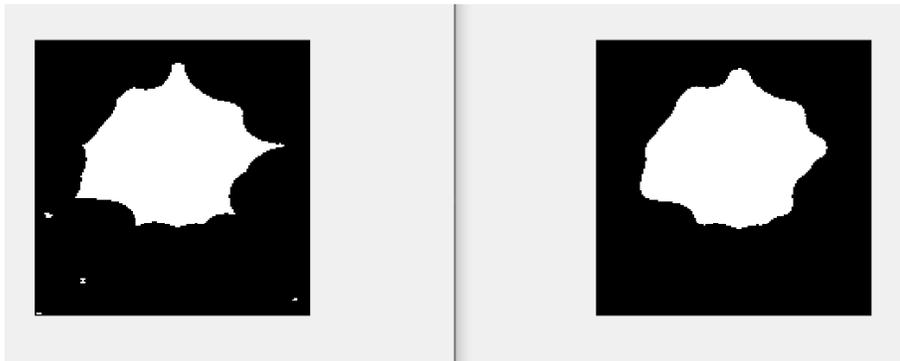
Resaltando mayormente las diferencias con el entorno del quiste y multiplicándola por ella misma para que los valores predominantes tengan más importancia.

Figura 4-43: Método de operaciones morfológicas top-hat



Fuente. Propia

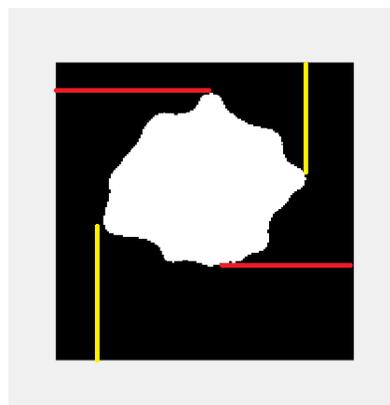
Posteriormente con el resultado del método anterior se toma el promedio de valores o intensidad de los píxeles del centro de la imagen, tomando un valor aproximado de esos píxeles, generando un rango dinámico, con el fin de resaltar zonas con información relevante sin llegar a tener en cuenta zonas indeterminadas que puedan afectar el cálculo de las características, y lograr un valor umbral para determinar la acción del filtro de binarización. Posteriormente se realiza una limpieza de bordes y todo lo que esté conectado a ellos, en caso de existir zonas semejantes al valor de los píxeles promedio, estas son eliminadas, aplicando unas operaciones morfológicas para erosionar y dilatar la región resultante sin modificar la sección original, eliminando el ruido restante que pueda quedar alrededor de la zona (Figura 4-44).

Figura 4-44: Binarización y corrección de ruido

Fuente. Propia

Para el cálculo de la morfología se usa un método denominado, extremos de dimensiones y promedios internos.

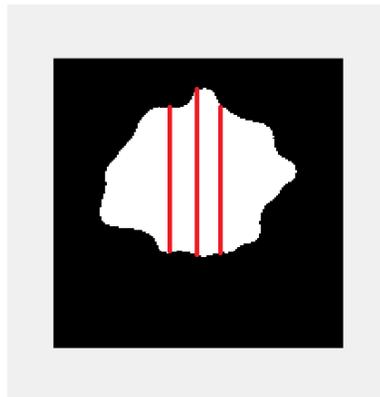
Se procede inicialmente con extremos de dimensiones que empieza por los bordes hacia el centro de la imagen, (superior, inferior, lateral izquierdo, lateral derecho), con una exploración de pixeles en cada uno, buscando por toda la imagen mientras no encuentre valores diferentes a cero. El resultado mediante del proceso anterior guarda la posición en el eje X y eje Y, en el momento que encuentre un valor de 1. Calculando la distancia entre pixeles con sus respectivos puntos opuestos, siendo los valores verticales (superior e inferior) y horizontales (izquierdo y derecho), con el fin de determinar las distancias más lejanas del quiste (Figura 4-45).

Figura 4-45: Método de extremos de dimensiones

Fuente. Propia

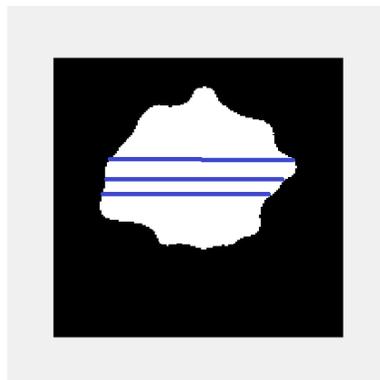
Promedios internos inicia desde el centro de la imagen , con un proceso similar al de extremos de dimensiones pero con variaciones, se hace un sondeo que en esta ocasión es en una sola dirección, del centro a los bordes de la lesión, tomando las mismas categorías (superior y inferior) con los valores en el eje Y (Figura 4-46) y(izquierda y derecha) en el eje X (Figura 4-47), aunque contando con 3 referencias en lugar de 1, este método por el contrario del anterior el proceso es identificar el primer valor bajo y no alto que se promediaran y se sumaran con sus opuestos, para generar el valor promedio de distancia en altura y anchura.

Figura 4-46: Método de promedio internos vertical



Fuente. Propia

Figura 4-47: Método de promedio interno horizontal



Fuente. Propia

El procedimiento final se basa en *overlap*, consiste en generar una imagen similar a la original pero con variaciones, en esta caso se emplea otro proceso morfológico *open*, lo cual ayudaría a reducir los bordes espiculados o puntiagudos, generando una figura aproximada si esta es corresponde o tiene un comportamiento promedio a un círculo u ovalo (Figura 4-48), partiendo de la imagen original para poder observar estos mismos cambios y compararlos uno encima de otro distinguiendo la similitud entre las 2 imágenes mediante los coeficientes *Dice* y *Jaccard* (Figura 4-49), terminando en términos de porcentaje de la figura guía.

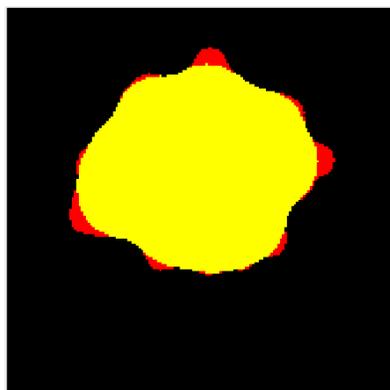
Con esta comparación referente al porcentaje de similitud se pueden determinar los bordes, forma y orientación aproximadas de la lesión conjunto los datos de las dimensiones anteriormente mencionadas.

Figura 4-48: Método morfológico *open*



Fuente. Propia

Figura 4-49: Método de overlap (Dice y Jaccard)



Fuente. Propia

Resultados

En este capítulo, se muestran los resultados obtenidos después de realizar y aplicar el algoritmo para la detección de quistes indicado anteriormente, con diferentes imágenes basadas en los 3 tipos de fuentes (base de datos, phantom comercial y casero) que presentan la mayoría variación de características posibles del protocolo BIRADS.

La metodología del trabajo consistió en la captura lectura, y procesamiento de estas, con el fin de analizarlas, sacar no solo la estructura de la lesión si no lo parámetros en los cuales se basa el protocolo, obteniendo sus características y compararlas.

En las siguientes se puede observar la interface y los resultados generados por el software. La imagen original está ubicada en la parte superior izquierda con la lesión resaltada en rojo para su identificación (no es generada por el software).

El proceso de algoritmos detecta la lesión y genera una estructura semejante a la original, de la cual se calculan las características restantes. siendo:

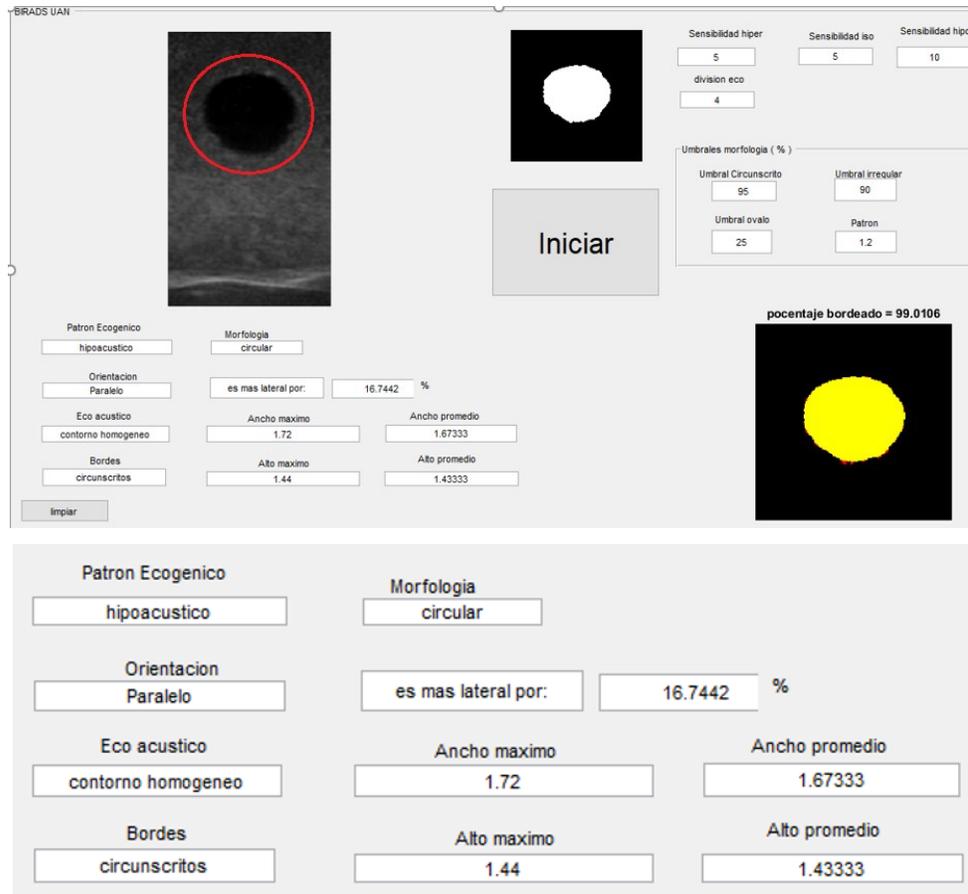
- Patrón ecogénico
- Orientación
- Eco acústico
- Bordes
- Morfología

Las cuales son directamente relacionadas al Protocolo BIRADS en el cual se basa, pero se añaden unos datos adicionales los cuales complementar los principales anteriormente mencionados, estos son:

- Mediciones sobre el tamaño de la lesión y su porcentaje de diferencia

Este último depende en este caso de la resolución de la imagen, ya que utiliza la resolución de la sonda INTERSON, por lo cual hay inconvenientes con las imágenes de la Base de datos de Cambridge o con resoluciones diferentes.

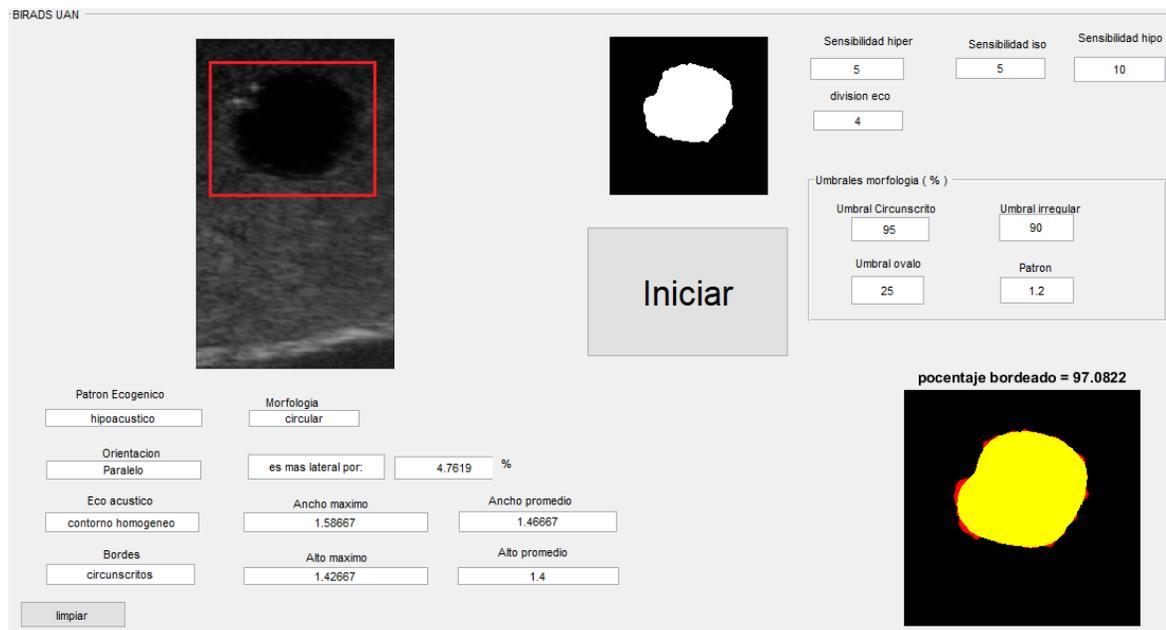
Los siguientes resultados obtenidos cuentan con los mismos valores iniciales para cada prueba. Dando cierto grado de igualdad entre estas.

Figura 5-50: Resultados 1 (hipoacústico)

Fuente. Propia

En la Figura 5-50 se puede visualizar la gráfica y los datos generados, basados en la imagen original, en la cual se observa una alta similitud con respecto a esta, además, un contorno homogéneo indicando que no hay eco acústico, las dimensiones están expresadas en centímetros siendo 1.43 y 1.67 de alto y ancho respectivamente. una diferencia del 16.7% entre estas medidas, asignando la categoría de morfología circular con bordes circuncritos por un porcentaje de similitud alto siendo del 99.01% sujeto a su estructura de referencia, aunque la diferencia de dimensiones sea baja, se estima la orientación para determinar el posible comportamiento o tendencia de la lesión, en este caso la categoría paralela.

Figura 5-51: resultado 2 (hipoacústico)

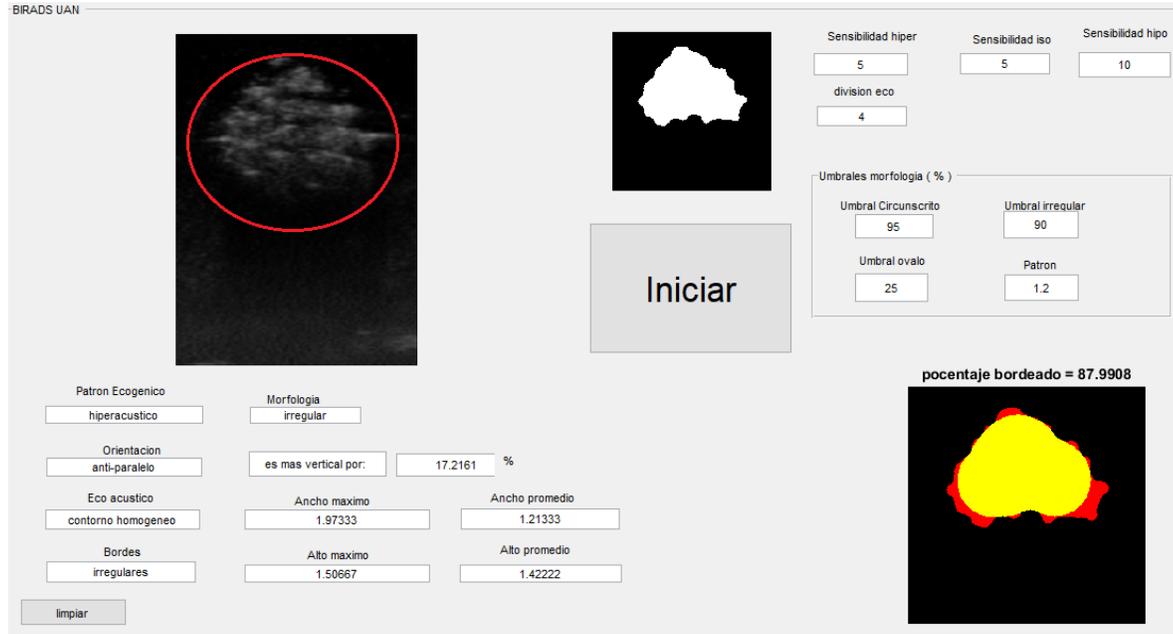


Fuente. Propia

En la Figura 5-51 se puede visualizar la gráfica y los datos generados, basados en la imagen original, en la cual se observa una alta similitud con respecto a esta, contando con un patrón ecogénico hipoacústico, contorno homogéneo indicando que no hay eco acústico, las dimensiones están expresadas en centímetros siendo 1.4 y 1.46 de alto y ancho respectivamente. una diferencia del 4.76% entre estas medidas, asignando la categoría de morfología circular con bordes circunscritos por un porcentaje de similitud alto siendo del 97.08% sujeto a su estructura de referencia, aunque la diferencia de dimensiones sea

baja, se estima la orientación para determinar el posible comportamiento o tendencia de la lesión, en este caso la categoría paralela.

Figura 5-52: resultado 1 hiperacústico

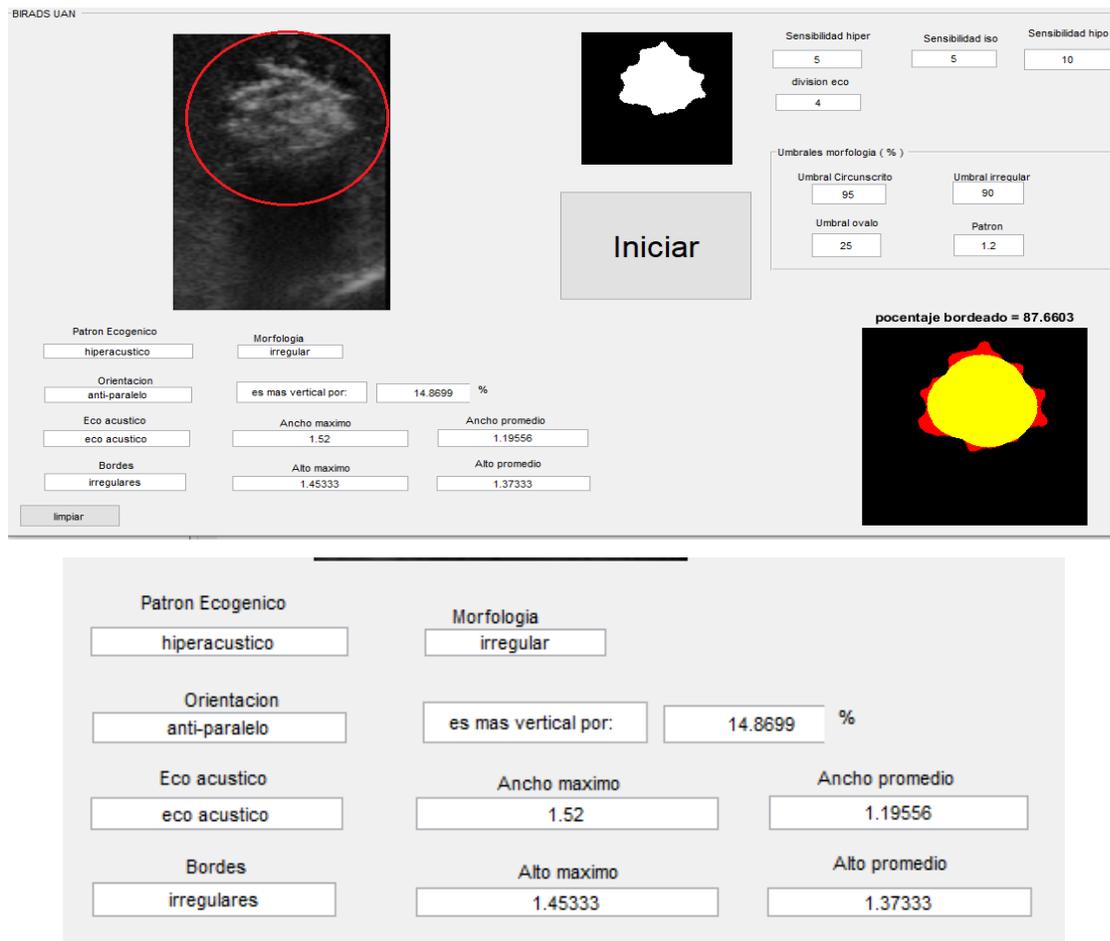


Fuente. Propia

En la Figura 5-52 se puede visualizar la gráfica y los datos generados, basados en la imagen original, en la cual se observa una alta similitud con respecto a esta, contando con un patrón ecogénico hiperacústico, contorno de diferencias sutiles, aunque se categoriza sin eco acústico, las dimensiones están expresadas en centímetros siendo 1.42 y 1.21 de alto y

ancho respectivamente. una diferencia del 17.21% entre estas medidas, sin embargo, la categoría de morfología se categoriza como irregular junto con sus bordes por un porcentaje de similitud por debajo, siendo del 87.99% sujeto a su estructura de referencia, aunque la diferencia de dimensiones sea baja, se estima la orientación para determinar el posible comportamiento o tendencia de la lesión, en este caso la categoría antiparalela.

Figura 5-53: resultado 2 (hiperacústico)

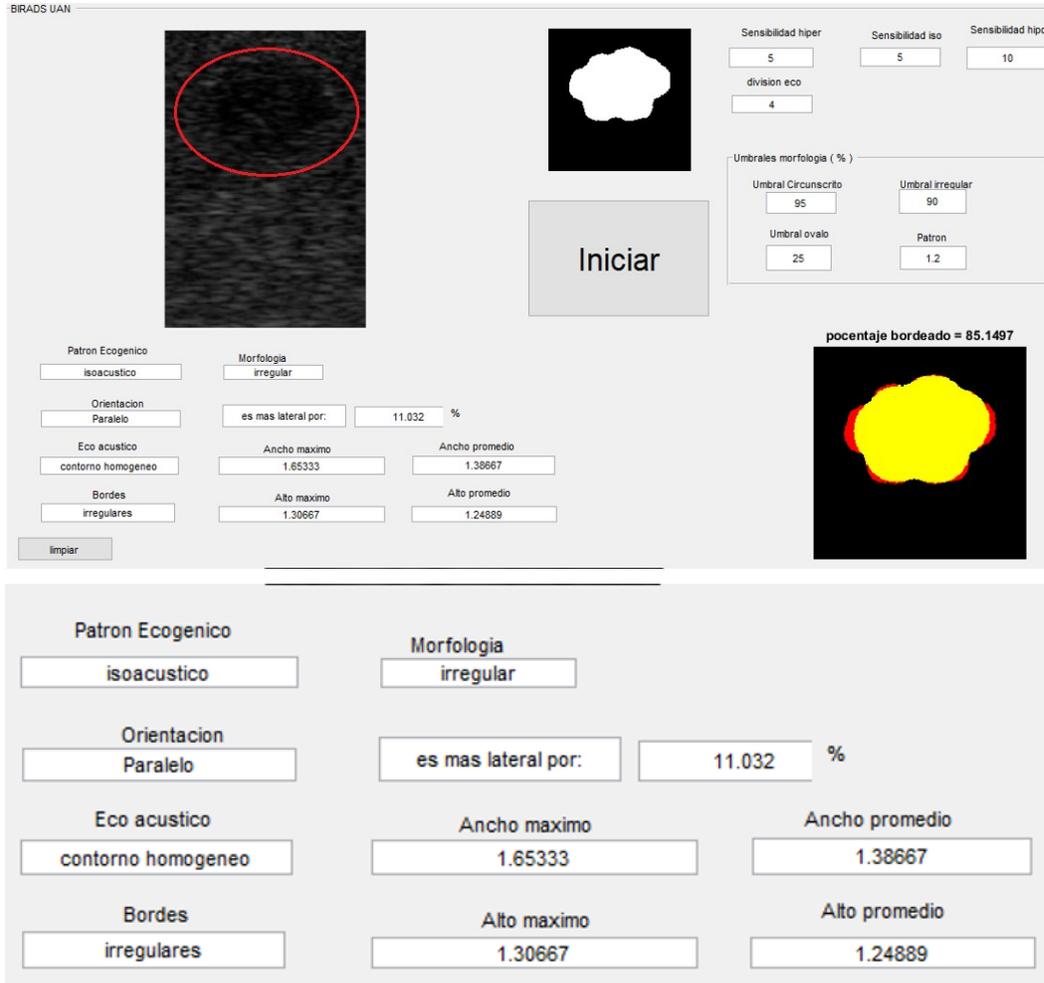


Fuente. Propia

En la Figura 5-53 se puede visualizar la gráfica y los datos generados, basados en la imagen original, patrón ecogénico hiperacústico, contorno de diferencias notorias, categorizando que existe eco acústico, las dimensiones promedio son 1.37 y 1.19 de alto y ancho respectivamente. una diferencia del 14.86% entre estas medidas, sin embargo, la

morfología se categoriza como irregular junto con sus bordes por un porcentaje de similitud por debajo, siendo del 87.66% sujeto a su estructura de referencia, la orientación en este caso se categoriza antiparalela.

Figura 5-54: resultado 1 (isoacústico)

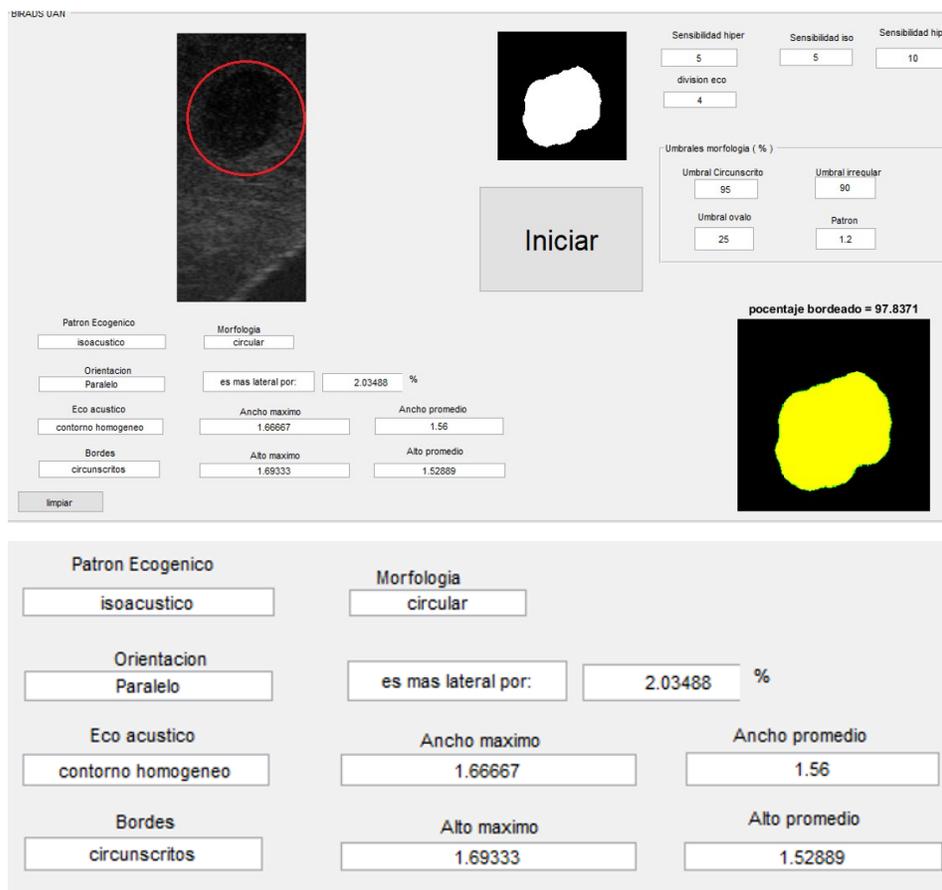


Fuente. Propia

En la Figura 5-54 se puede visualizar la gráfica y los datos generados, basados en la imagen original, patrón ecogénico isoacústico, contorno homogéneo, referenciando que no se detecta eco acústico, las dimensiones promedio son 1.24 y 1.38 de alto y ancho respectivamente. una diferencia del 11.86% entre estas medidas, sin embargo, la

morfología se categoriza como irregular junto con sus bordes por un porcentaje de similitud por debajo, siendo del 85.14% sujeto a su estructura de referencia, la orientación en este caso se categoriza paralela.

Figura 5-55: resultado 2 (isoacústico)



Fuente. Propia

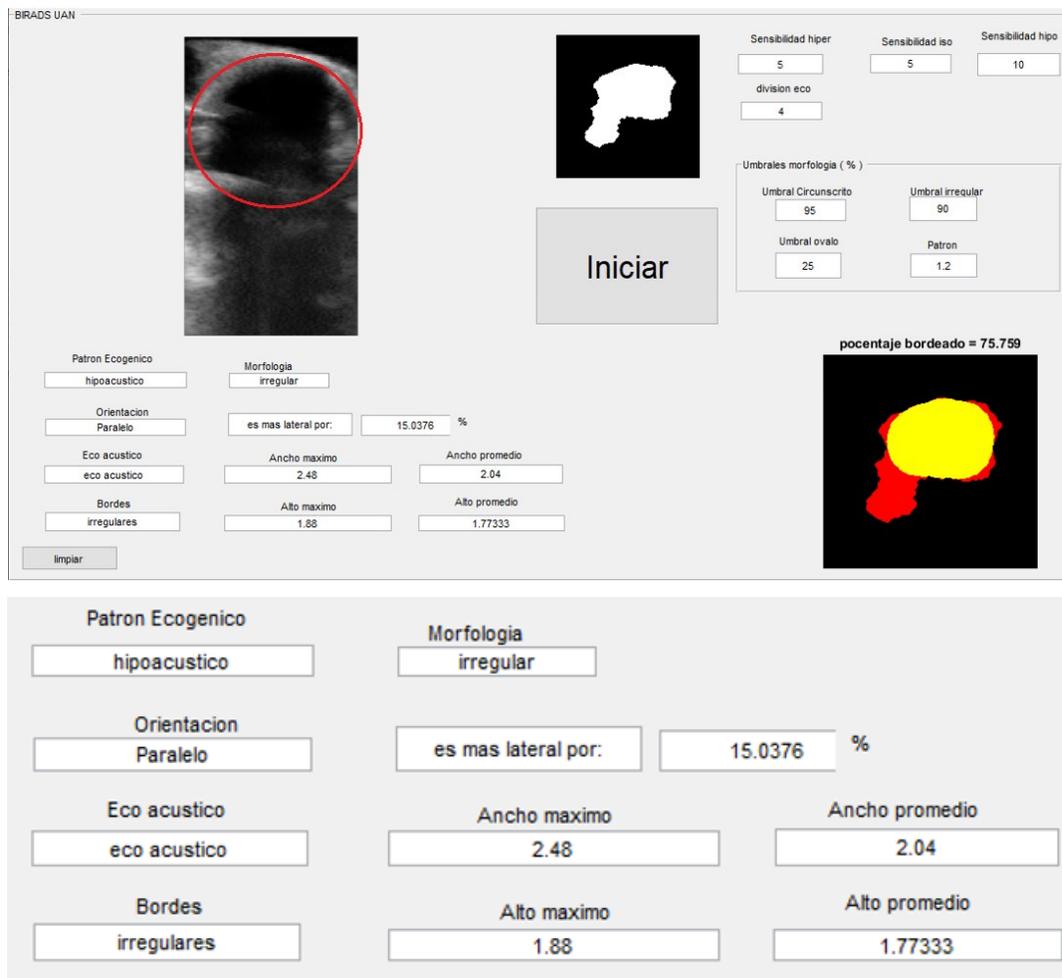
En la Figura 5-55 se puede visualizar la gráfica y los datos generados, basados en la imagen original, patrón ecogénico isoacústico, contorno homogéneo, referenciando que no se detecta eco acústico, las dimensiones promedio son 1.52 y 1.56 de alto y ancho respectivamente. una diferencia del 2.04% entre estas medidas, la morfología se categoriza como circular junto con bordes circunscritos por un porcentaje de similitud elevado, siendo del 97.8% sujeto a su estructura de referencia, la orientación en este caso se categoriza paralela.

Figura 5-56: resultado 1 (hipoacústico- artesanal)

Fuente. Propia

En la Figura 5-56 se puede visualizar la gráfica y los datos generados, basados en la imagen original respecto al phantom artesanal, patrón ecogénico hipoacústico, contorno homogéneo, referenciando que no se detecta eco acústico, las dimensiones promedio son 1.61 y 1.37 de alto y ancho respectivamente. una diferencia del 17.47% entre estas medidas, la morfología se categoriza como irregular junto con sus bordes por un porcentaje de similitud por debajo del umbral, siendo del 83.31% sujeto a su estructura de referencia, la orientación en este caso se categoriza antiparalela.

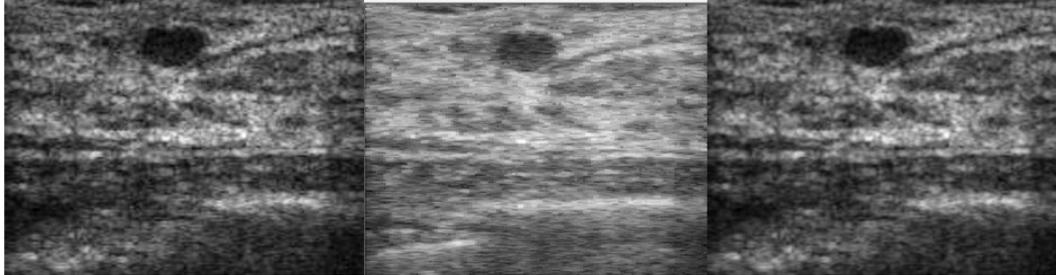
Figura 5-57: resultado 2 (hipoacústico- artesanal)



Fuente. Propia

En la Figura 5-57 se puede visualizar la gráfica y los datos generados, basados en la imagen original respecto al phantom artesanal, patrón ecogénico hipoacústico, contorno con diferencias notorias, detectando eco acústico, las dimensiones promedio son 1.77 y 2.04 de alto y ancho respectivamente. una diferencia del 15.03% entre estas medidas, la morfología se categoriza como irregular junto con sus bordes por un porcentaje de similitud por debajo del umbral, siendo del 75.75% sujeto a su estructura de referencia, la orientación en este caso se categoriza paralelo.

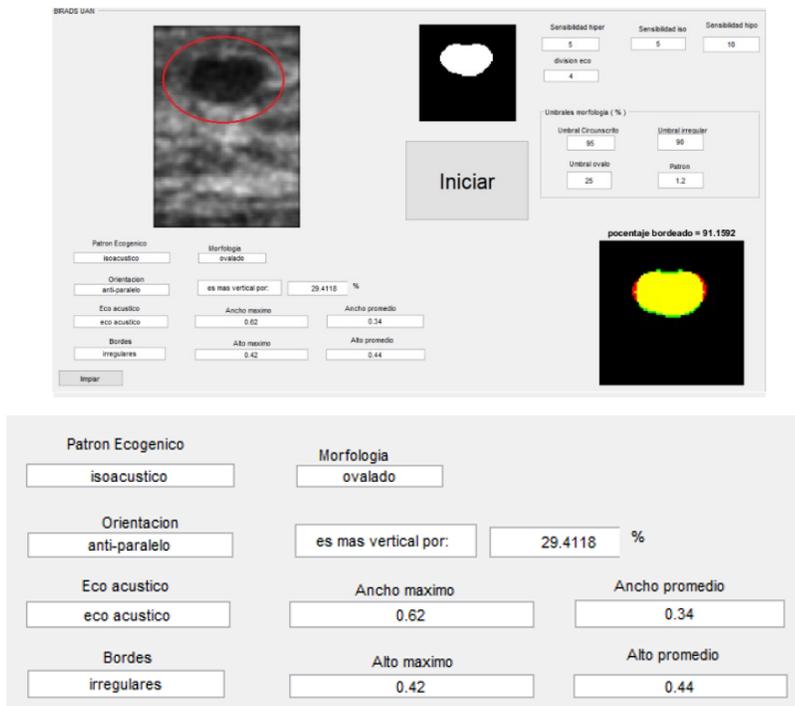
Figura 5-58: variación de archivo 1 (Base de datos Cambridge)



Fuente. Propia

La base de datos de Cambridge ofrece una gran variedad de imágenes, no obstante, el proceso de reconstrucción de la imagen mediante algoritmos para este tipo de archivos, distorsiona la imagen y cambia su contraste, por ende, se reescala la imagen de previsualización guardando sus valores originales lo máximo posible estas diferencias se aprecian en la Figura 5-58 y 5-59.

Figura 5-59: resultado 1 (Base de datos Cambridge imagen original)



Fuente. Propia

En la Figura 5-59 se puede visualizar la gráfica y los datos generados, basados en la imagen original respecto a la base de datos en su formato de reconstrucción directa, patrón ecogénico isoacústico, contorno con diferentes intensidades, detectando eco acústico, las dimensiones promedio son 0.44 y 0.34 de alto y ancho respectivamente, no obstante al no tener dimensiones referenciadas en la base de datos estos valores resultan nulos y se basan únicamente en la cantidad de pixeles para el porcentaje dimensiones. una diferencia del 29.41% entre estas medidas, la morfología se categoriza como ovalado, con bordes irregulares, un porcentaje de similitud, siendo del 91.1% sujeto a su estructura de referencia, la orientación en este caso se categoriza antiparalelo.

Figura 5-60: resultado 1 (Base de datos Cambridge-reescalado)

3BRADS UAN

Sensibilidad hiper: 5, Sensibilidad iso: 5, Sensibilidad hipo: 10
 division eco: 4

Umbral morfologia (%)
 Umbral Circunscrito: 95, Umbral irregular: 90
 Umbral ovalo: 25, Patron: 1.2

Iniciar

Patron Ecogenico: hipoacustico
 Morfologia: irregular
 Orientacion: Paralelo
 es mas lateral por: 15 %
 Eco acustico: eco acustico
 Ancho maximo: 2.7, Ancho promedio: 0.613333
 Bordes: irregulares
 Alto maximo: 1.7, Alto promedio: 0.533333

limpiar

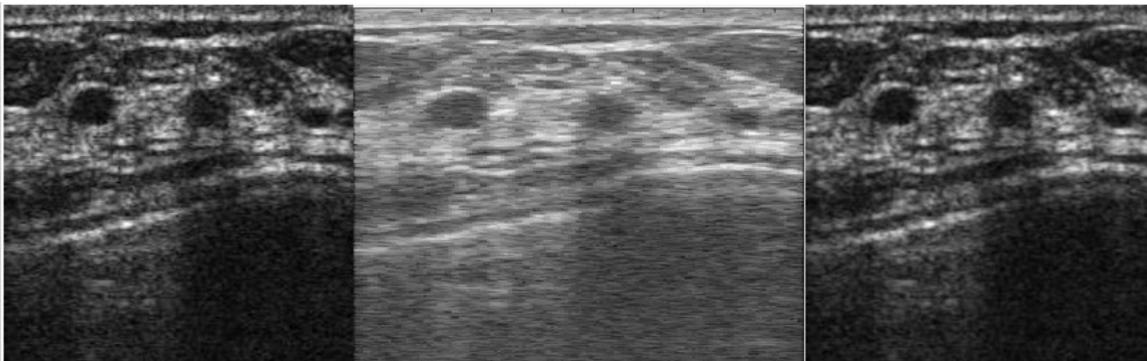
pocentaje bordeado = 87.4831

Patron Ecogenico	Morfologia
hipoacustico	irregular
Orientacion	es mas lateral por: 15 %
Paralelo	
Eco acustico	Ancho maximo
eco acustico	2.7
	Ancho promedio
	0.613333
Bordes	Alto maximo
irregulares	1.7
	Alto promedio
	0.533333

Fuente. Propia

En la Figura 5-60 se puede visualizar la gráfica y los datos generados, basados en la imagen original respecto a la base de datos con imagen reescalada, patrón ecogénico hipoacústico, contorno con diferentes intensidades, detectando eco acústico, las dimensiones promedio son 0.61 y 0.53 de alto y ancho respectivamente, no obstante al no tener dimensiones referenciadas en la base de datos estos valores resultan nulos y se basan únicamente en la cantidad de pixeles para el porcentaje dimensiones. una diferencia del 15% entre estas medidas, la morfología se categoriza como irregular junto con sus bordes por un porcentaje de similitud por debajo del umbral, siendo del 87.48% sujeto a su estructura de referencia, la orientación en este caso se categoriza paralelo.

Figura 5-61: variación de archivo 2 (Base de datos Cambridge)



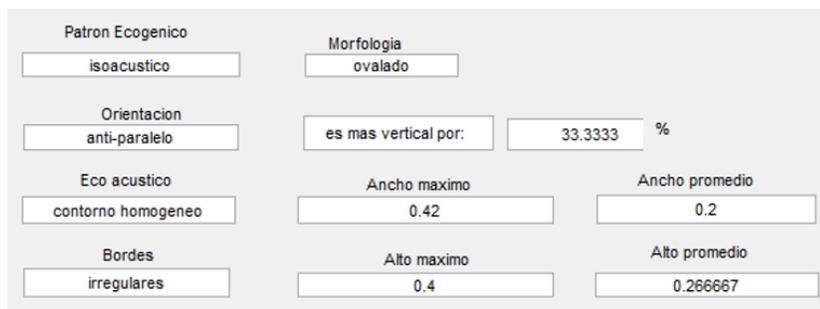
Fuente: Base de datos de *Cambridge*

Figura 5-62: resultado 2(Base de datos Cambridge-original)

Patrón Ecogénico	Morfología	es mas vertical por:	%
hipoacustico	irregular	33.3333	%
Orientación anti-paralelo	Ancho maximo	Ancho promedio	
	0.42	0.2	
Eco acustico contorno homogeneo	Alto maximo	Alto promedio	
	0.4	0.266667	

Umbral Circunscrito: 95
Umbral Irregular: 99
Umbral ovalo: 25
Patrón: 1.2

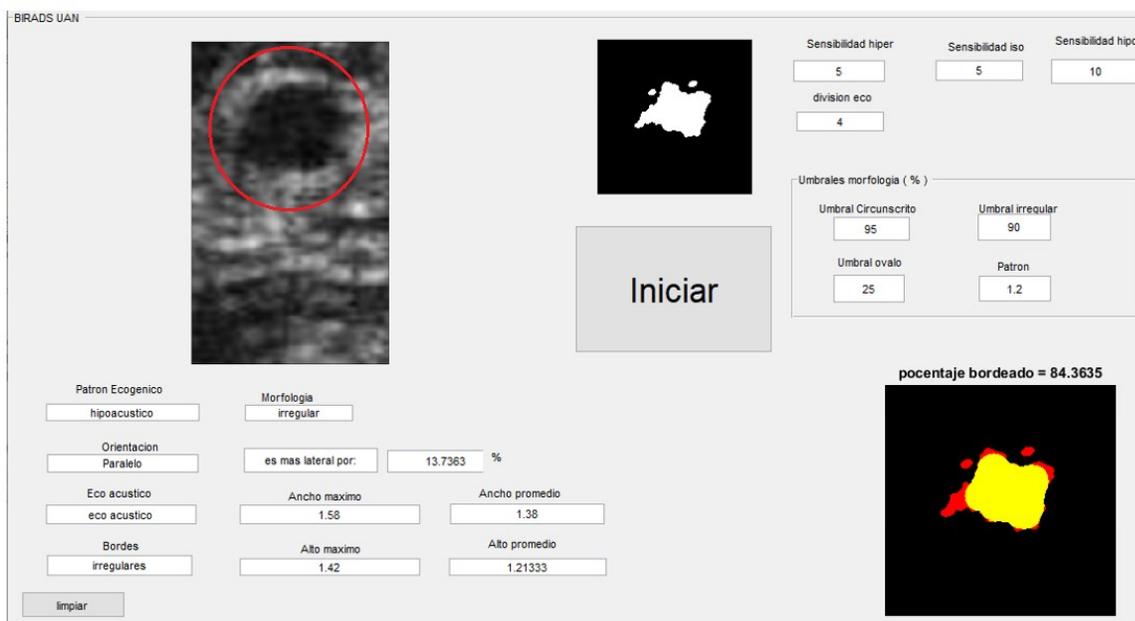
porcentaje bordeado = 87.1568

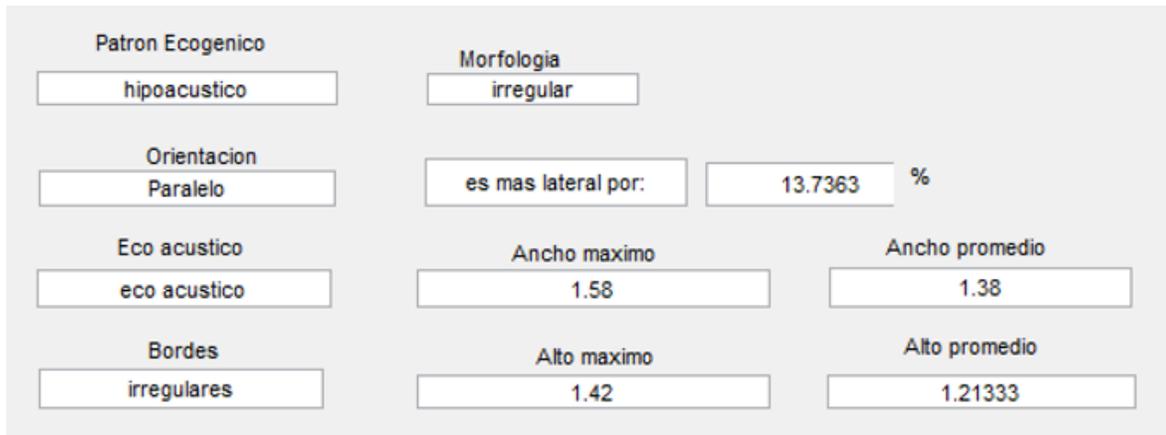


Fuente. Propia

En la Figura 5-62 se puede visualizar la gráfica y los datos generados, basados en la imagen original respecto a la base de datos en su formato de reconstrucción directa, patrón ecogénico isoacústico, contorno con intensidades similares no detecta eco acústico, las dimensiones promedio son 0.26 y 0.2 de alto y ancho respectivamente, no obstante al no tener dimensiones referenciadas en la base de datos estos valores resultan nulos y se basan únicamente en la cantidad de pixeles para el porcentaje dimensiones. una diferencia del 33.33% entre estas medidas, la morfología se categoriza como ovalado, con bordes irregulares, un porcentaje de similitud, siendo del 87.15% sujeto a su estructura de referencia, la orientación en este caso se categoriza antiparalelo.

Figura 5-63: resultado 2 (Base de datos Cambridge-reescalada)





Fuente. Propia

En la Figura 5-63 se puede visualizar la gráfica y los datos generados, basados en la imagen original respecto a la base de datos con imagen reescalada, patrón ecogénico hipoacústico, contorno con diferentes intensidades, detectando eco acústico, las dimensiones promedio son 1.2 y 1.38 de alto y ancho respectivamente, no obstante al no tener dimensiones referenciadas en la base de datos estos valores resultan nulos y se basan únicamente en la cantidad de píxeles para el porcentaje dimensiones. una diferencia del 13.7% entre estas medidas, la morfología se categoriza como irregular junto con sus bordes por un porcentaje de similitud por debajo del umbral, siendo del 84.3% sujeto a su estructura de referencia, la orientación en este caso se categoriza paralelo.

PROTOCOLO BIRADS MANUAL

Para verificar la información y validez de los resultados, se aplica el protocolo BIRADS de manera convencional para comparar e identificar las diferencias con el algoritmo.

Tabla 5-1: BIRADS manual Figura 5-50

Patrón ecogénico	hipoacústico
Morfología	circular
Bordes	circunscrito

Orientación	paralelo
Eco acústico	Sin eco

Tabla 5-1 es realizada por el Dr. Víctor Figueroa, Radiólogo.

Tabla 5-2: BIRADS manual Figura 5-51

Patrón ecogénico	hipoacústico
Morfología	ovoide
Bordes	Circunscritos (regulares)
Orientación	paralelo
Eco acústico	Sin eco

Tabla 5-2 es realizada por el Dr. Víctor Figueroa, Radiólogo.

Tabla 5-3: BIRADS manual Figura 5-52

Patrón ecogénico	hiperacústico
Morfología	circular
Bordes	irregulares
Orientación	antiparalelo
Eco acústico	Con eco

Tabla 5-3 es realizada por el Dr. Víctor Figueroa, Radiólogo.

Tabla 5-4: BIRADS manual Figura 5-53

Patrón ecogénico	hiperacústico
Morfología	circular
Bordes	irregulares

Orientación	antiparalelo
Eco acústico	Con eco

Tabla 5-4 es realizada por el Dr. Víctor Figueroa, Radiólogo.

Tabla 5-5: BIRADS manual Figura 5-54

Patrón ecogénico	Isoacústico/hipo
Morfología	Irregular
Bordes	Irregulares (ovoide)
Orientación	paralelo
Eco acústico	Sin eco

Tabla 5-5 es realizada por el Dr. Víctor Figueroa, Radiólogo.

Tabla 5-6: BIRADS manual Figura 5-55

Patrón ecogénico	Isoacústico/hipo
Morfología	circular
Bordes	Circunscritos (regulares)
Orientación	paralelo
Eco acústico	Sin eco

Tabla 5-6 es realizada por el Dr. Víctor Figueroa, Radiólogo.

Tabla 5-7: BIRADS manual Figura 5-56

Patrón ecogénico	hipoacústico
Morfología	irregular
Bordes	irregulares
Orientación	antiparalelo
Eco acústico	Con eco

Tabla 5-7 es realizada por el Dr. Víctor Figueroa, Radiólogo.

Tabla 5-8: BIRADS manual Figura 5-57

Patrón ecogénico	hipoacústico
Morfología	irregular
Bordes	irregulares
Orientación	antiparalelo
Eco acústico	Con eco

Tabla 5-8 es realizada por el Dr. Víctor Figueroa, Radiólogo.

Tabla 5-9: BIRADS manual Figura 5-59 Figura 5-60

Patrón ecogénico	hipoacústico
Morfología	ovalado
Bordes	circunscritos
Orientación	paralelo
Eco acústico	Sin eco

Tabla 5-9 es realizada por el Dr. Víctor Figueroa, Radiólogo.

Tabla 5-10: BIRADS manual Figura 5-62 Figura 5-63

Patrón ecogénico	hipoacústico
Morfología	ovalado
Bordes	circunscritos
Orientación	paralelo
Eco acústico	Sin eco

Tabla 5-10 es realizada por el Dr. Víctor Figueroa, Radiólogo.

1. Conclusiones y recomendaciones

1.1 Conclusiones

Lo expuesto anteriormente permite concluir que mediante el procesamiento de imágenes digitales incluidos los algoritmos implementados y sus respectivos procesos, se puede trabajar sobre el análisis de imágenes ecográficas.

Conjuntamente con el uso de la sonda de ultrasonido INTERSON sp-L01, se recolectaron las imágenes

También, se diseñó una interface con el fin de simplificar todo el proceso, el cual permite interactuar de forma rápida con el algoritmo y deja la opción de cambiar los parámetros principales sin la necesidad de reescribir o alterar la programación directamente, permitiendo resultados de forma organizada.

Por otro lado, se desarrolló un aplicativo ejecutable en la plataforma Matlab 2019b, que cuenta con la capacidad para la automatización de la lesión mediante la zona de interés ingresada por el operador del protocolo BIRADS logrando obtener no solo la estructura aproximada de la lesión, sino también la caracterización de la lesión de una forma eficiente con el fin de ayudar al profesional médico a dictaminar un mejor diagnóstico, a partir de la sonda de ultrasonido INTERSON sp-L01.

1.2 Recomendaciones

Se presentan una serie de aspectos que se podrían realizar en un futuro para emprender investigaciones similares o fortalecer la investigación realizada.

ASPECTOS A MEJORAR:

- Auto recorte de la zona de interés
- Optimización algoritmo
- Reestructuración de opciones de la interface

Bibliografía

Rajesh C, Patil. A. S, Bhalchandra . Brain Tumour Extraction From MRI Image Using Matlab.

En: international journal electronics and communications (en línea). URL. Disponible en : http://www.hep.upatras.gr/class/download/psi_epe_iko/5-Brain-Tumour-Extraction-from-MRI-Images-Using-MATLAB.pdf .Vol 2, issue 1. septiembre, 2019. Fecha de acceso 26 de abril de 2020.

Duan Y, Li D, Stien LH, Fu Z, Wright DW, Gao Y, Automatic segmentation method for live fish eggs microscopic image analysis, Aquacultural Engineering, URL. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0144860917301176>. enero 2019. fecha de acceso 26 de abril de 2020.

Antonia Mihaylova, Veska Georgieva, Spleen segmentation in MRI sequence images using template matching and active contours, Procedia Computer Science,2018, Volume 131, Pages 15-22, ISSN 1877-0509, URL. Disponible en: (<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050918305556>)

Deepa, A. & Emmanuel, W.R. Sam. An efficient detection of brain tumor using fused feature adaptive firefly backpropagation neural network. Multimedia Tools and Applications. URL. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/328125994_An_efficient_detection_of_brain_tumor_using_fused_feature_adaptive_firefly_backpropagation_neural_network. Septiembre 2018. Fecha de acceso 26 de abril de 2020.

Jain, Nishant & Kumar, Vinod. Liver Ultrasound Image Segmentation Using Region-Difference Filters. Journal of Digital Imaging. URL. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/311916647_Liver_Ultrasound_Image_Segmentation_Using_Region-Difference_Filters. (2016). Fecha de acceso 26 de abril de 2020.

M., Samir & E., Hassan & Gadallah, Mohammed. Breast Cancer Detection with Mammogram Segmentation: A Qualitative Study. International Journal of Advanced Computer Science and Applications. Vol 8. 117 – 120. URL. Disponible en:

https://www.researchgate.net/publication/320801723_Breast_Cancer_Detection_with_Mammogram_Segmentation_A_Qualitative_Study. (2017). Fecha de acceso 26 de abril de 2020

Sarhan, Naglaa & Soliman, Naglaa & Abdalla, Mahmoud & Abd El-Samie, Fathi. An algorithm for pre-processing and segmentation of mammogram images. URL. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/312569417_An_algorithm_for_pre-processing_and_segmentation_of_mammogram_images. (2016) 187-190. Fecha de acceso 26 de abril de 2020.

Abdallah, Yousif & Elgak, Sami & Zain, Hosam & Rafiq, Mohammed Rafiq & Ebaid, Elabbas & Elnaema, Alaeldein. Breast cancer detection using image enhancement and segmentation algorithms. Biomedical Research. URL. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/329839535_Breast_cancer_detection_using_image_enhancement_and_segmentation_algorithms. (2018) 29. Fecha de acceso 26 de abril de 2020.

Lestari, Dewi & Madenda, Sarifuddin & Ernastuti, Ernastuti & Prasetyo, Eri. Comparison of three segmentation methods for breast ultrasound images based on level set and morphological operations. International Journal of Electrical and Computer Engineering. URL. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/318091215_Comparison_of_three_segmentation_methods_for_breast_ultrasound_images_based_on_level_set_and_morphological_operations.(2017) Vol 7. 383-391. Fecha de acceso 26 de abril de 2020.

Hariraj, Venketkumar & Khairunizam, Wan & Vijean, Vikneswaran & Ibrahim, Zunaidi. (2017). An efficient data mining approaches for breast cancer detection and segmentation in mammogram. Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems. URL disponible en: https://www.researchgate.net/publication/321127958_An_efficient_data_mining_approaches_for_breast_cancer_detection_and_segmentation_in_mammogram. Enero (2017). Vol 9. 185-194. fecha de acceso 26 de abril de 2020.

Hamouda, Saeed & Ezz, Reda & Wahed, Mohammed. Enhancement Accuracy of Breast Tumor Diagnosis in Digital Mammograms. Journal of Biomedical Sciences. URL. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/320761722_Enhancement_Accuracy_of_Breast_Tumor_Diagnosis_in_Digital_Mammograms. (2017). Vol 06. Fecha de acceso 26 de abril de 2020

y kamil, Mohammed & Salih, Ali. Breast Tumor Detection Via Fuzzy Morphological Operations. URL. Disponible en:

https://www.researchgate.net/publication/331624856_Breast_Tumor_Detection_Via_Fuzzy_Morphological_Operations. (2019) Vol 11. 33-44. Fecha de acceso 26 de abril de 2020

Sahar, Muzni & Nugroho, Hanung Adi & Tianur, Tianur & Ardiyanto, Igi & Choridah, Lina. Automated detection of breast cancer lesions using adaptive thresholding and morphological operation. URL. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/313870230_Automated_detection_of_breast_cancer_lesions_using_adaptive_thresholding_and_morphological_operation.(2016). 1-4. Fecha de acceso 26 de abril de 2020.

Asuntha, A. & Srinivasan, Andy. Deep learning for lung Cancer detection and classification. Multimedia Tools and Applications. URL. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/338344242_Deep_learning_for_lung_Cancer_detection_and_classification/citation/download.79 (2020). Fecha de acceso 26 de abril de 2020.

R., Meena & Bhuvaneshwari, K. & Divya, M. & Sri, K. & Begum, A.. (2017). Segmentation of thermal infrared breast images using K-means, FCM and EM algorithms for breast cancer detection. URL. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/322998849_Segmentation_of_thermal_infrared_breast_images_using_K-means_FCM_and_EM_algorithms_for_breast_cancer_detection. (2017) 1-4. Fecha de acceso 26 de abril de 2020

Kharel, Nabin & Alsadoon, Abeer & Prasad, P. & Elchouemi, A.. Early diagnosis of breast cancer using contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) and Morphology methods. URL. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/316902635_Early_diagnosis_of_breast_cancer_using_contrast_limited_adaptive_histogram_equalization_CLAHE_and_Morphology_methods.(2017) 120-124. Fecha de acceso 26 de abril de 2020