

Diseño y Evaluación de un Algoritmo para el Registro Temporal de Imágenes Mamográficas.

Daniel Fernando Martínez Serrano y Julián Alfredo Vásquez Silva

Trabajo de Grado para optar al título de Ingeniero Electrónico

Director

Said Pertuz

Doctor Ingeniería Informática

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas

Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones

Bucaramanga

2022

Dedicatoria

Primero y, antes de nada, dar gracias a Dios por estar conmigo en cada paso que doy, por iluminar mi mente y por haber puesto en mi camino a aquellas personas que han sido mi soporte y compañía durante todo el periodo de estudio. La presente tesis la dedico a mi familia que gracias a su apoyo pude concluir mi carrera. A mis Padres Alfredo Vásquez y Martha Silva y mis hermanos Fabián Vásquez y Zully Vásquez, que por su apoyo y confianza en todo lo necesario para cumplir mis objetivos como persona y estudiante. A mi pareja Alexandra Quintero y mi compañero de tesis Daniel Martínez, quienes fueron un apoyo incondicional para la elaboración de este trabajo de investigación. Me quedo corto por todos quienes estuvieron durante mi carrera universitaria que de una u otra manera me han llenado de muchos momentos, sabiduría y formación para terminar uno de mis objetivos de vida. A todos en general por darme el tiempo para realizarme profesionalmente.

Julián Alfredo Vásquez Silva.

A mi familia, que siempre me ha brindado su apoyo incondicional, y especialmente a mis padres Daniel Martínez y Martha Serrano, quienes siempre me han aconsejado y ayudado en cada dificultad que ha surgido. A todos aquellos amigos que de alguna u otra manera me han brindado su consejo y ayuda, no solo académicamente si no a nivel personal, ayudándome a crecer.

A todos ustedes, muchas gracias.

Daniel Fernando Martínez Serrano

Contenido

	Pág.
Introducción	10
1. Marco Conceptual.....	11
1.1 Definición de Mamografía.....	11
1.2 Análisis Temporal de Imágenes Mamográficas	12
1.3 Registro Temporal de Imágenes Mamográficas.....	13
2. Materiales y Métodos.....	14
2.1 Sistema de Base de Datos	14
2.2 Método Propuesto	15
2.2.1 Registro por Correlación de Fase	16
2.2.2 Registro por Maximización de la Información Mutua.....	17
2.2.3 Registro no Lineal.....	19
2.3 Estrategia de Evaluación.....	21
2.3.1 Selección de la ROI.	22
2.3.2 Índice de Similaridad Estructural (SSIM).....	23
2.3.3 Índice de Información Mutua (MI).....	23
3. Experimentos y Resultados.....	24
3.1. Resultados de las Métricas de Evaluación	24
4. Conclusiones.....	27

DISEÑO Y EVALUACIÓN DE UN ALGORITMO

4

5. Recomendaciones 27

Referencias Bibliográficas 29

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1. <i>Pareja de Mamografías tomadas a una misma Persona en Diferentes Instantes de Tiempo. (a) Imagen de Referencia. (b) Imagen de Template. (c) Diferencia entre Ambas.</i>	11
Figura 2. <i>Diagrama General del Algoritmo implementado.</i>	16
Figura 3. <i>Registro utilizando Correlación de fase. (a) Imagen binarizada Resultante de la Correlación de fases. (b) Imagen Resultante utilizando la Transformación Calculada durante el Proceso de Correlación de Fase.</i>	17
Figura 4. <i>Comparativa entre la imagen de referencia y la imagen de template luego del procesode registro.</i>	21
Figura 5. <i>Imágenes de Referencia, Template y Resultantes luego de cada Fase del Registro (a) Imagen de Referencia. (b) Imagen de Template. (c) Imagen de Template luego del Registro por Correlación de Fase. (d) Imagen de Template luego del Registro por Maximización de MI. (e) Imagen de template luego del Registro usando el Algoritmo de Demons.</i>	21
Figura 6. <i>ROI 's extraídas de una PAREJA de Mamografías de la Misma Paciente.</i>	22
Figura 7. <i>Diagramas de Cajas y Bigotes con Resultados Obtenidos. (a) Índice de Similaridad Estructural. (b) Información Mutua.</i>	25
Figura 8. <i>(a) Imágenes de Referencia (b) Imágenes de Template (c) Diferencia entre las Imágenes de Referencia y Template Previo al Registro (d) Diferencia entre las Imágenes de Referencia y</i>	

Template Posterior al Registro 26

Lista de Tablas

Pág.

Tabla 1. *Resultados Obtenidos con Diferentes Algoritmos de Registro. Promedio y Desviación Estándar. DEM: Método de Demons (referencia), SIM: Registro basado en Similaridad, MAP: Registro por Mapeo en Coordenadas Curvilineas* 24

Resumen

Título: Diseño y Evaluación de un Algoritmo para el Registro Temporal de Imágenes Mamográficas.*

Autores: Daniel Fernando Martínez Serrano y Julián Alfredo Vásquez Silva.**

Palabras Clave: Registro, Temporal, Mamografía, Diseño, Algoritmo, Evaluación.

Descripción: El cáncer de mama es el tipo de cáncer más frecuente en la población femenina. Según el *National Cancer Institute*, una de cada 8 mujeres que viva hasta los 70 años de edad desarrollará cáncer de mama a lo largo de su vida y una de cada 25-30 morirá por esta enfermedad. Dado que en la actualidad no es conocido ningún mecanismo de prevención, se hace importante diagnosticar el cáncer de mama tan pronto como sea posible.

En la actualidad existen diferentes herramientas que tienen por objetivo realizar una detección temprana del cáncer de mama, siendo la mamografía una de las más utilizadas. Recientemente métodos de diagnóstico basados en la genética han ido ganando relevancia, sin embargo, las imágenes mamográficas siguen siendo la herramienta de tamizado más utilizada alrededor del mundo al momento de realizar evaluaciones de riesgo en las pacientes.

Este trabajo tiene como finalidad desarrollar un algoritmo que realice el registro de una pareja de mamografías tomadas de la misma paciente en diferentes instantes de tiempo. Debido a que puede haber grandes diferencias entre las imágenes médicas a analizar, bien sea por las variaciones que ocurren al momento de realizar la toma de la mamografía o por cambios en la morfología del seno entre cada captura, se torna en una importante tarea realizar el registro temporal de las imágenes. En experimentos preliminares, un proceso previo de registro mediante correlación de fase mostró un impacto positivo en etapas posteriores del algoritmo, reduciendo en cierta medida tiempo de computo del algoritmo y presentando algunas mejoras en las medidas de desempeño.

* Trabajo de grado

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y telecomunicaciones.
Director: Said Pertuz, PhD. Ingeniería Informática

Abstract

Title: Design and Evaluation of an Algorithm for Temporal Registration of Mammographic Images.*

Authors: Daniel Fernando Martínez Serrano and Julián Alfredo Vásquez Silva**

Keywords: Register, Temporal, Mammography, Design, Algorithm, Evaluation.

Description: Breast cancer is the most common type of cancer in the female population. According to the National Cancer Institute, one in 8 women living to age 70 will develop breast cancer in her lifetime, and one in 25-30 will die from the disease. Since there is currently no known prevention mechanism, it is important to diagnose as early as possible.

At present there are different tools aimed at early detection of breast cancer, mammography being one of the most widely used. Recently, diagnostic methods based on genetics have been gaining relevance, however mammographic images are still the most used screening tool around the world when performing risk assessments in patients.

This work aims to develop an algorithm that performs the registration of a pair of mammograms taken from the same patient at different time instants. Since there may be large differences between the medical images to be analyzed, either by variations that occur at the time of taking the mammogram or by changes in the morphology of the breast between each capture, it becomes an important task to perform the temporal registration of the images. In preliminary experiments, a previous registration process using phase correlation showed a positive impact on later stages of the algorithm, reducing algorithm computation time to some extent and presenting some improvements in performance measures.

* Bachelor Thesis

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y telecomunicaciones.
Director: Said Pertuz, PhD. Ingeniería Informática

Introducción

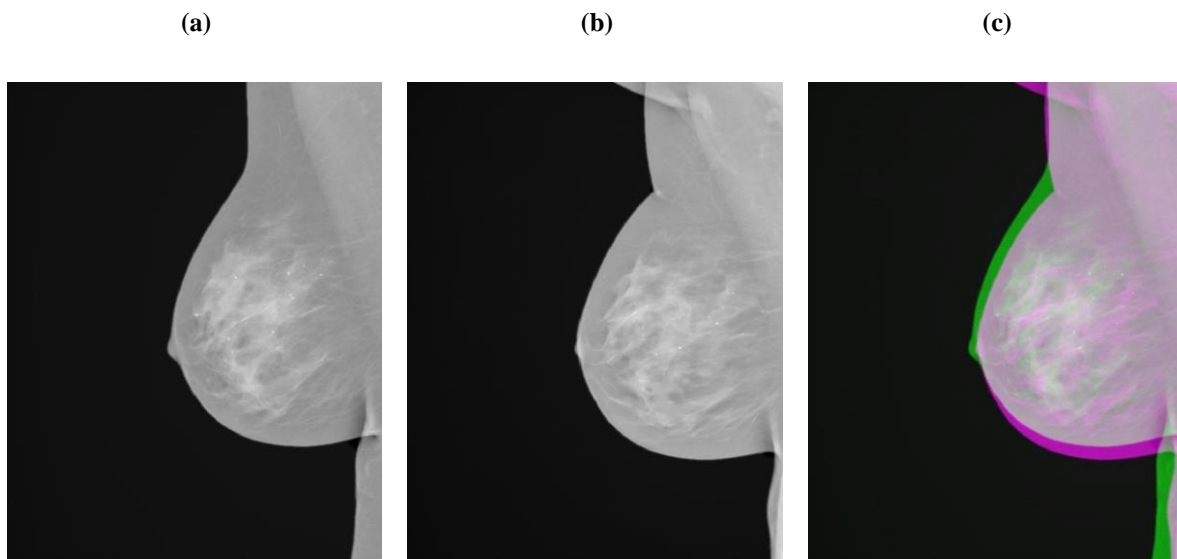
Las imágenes mamográficas son, en la actualidad, uno de los métodos más eficaces para detectar el cáncer de seno en mujeres. Esta herramienta es fundamental para el descubrimiento oportuno de la enfermedad, lo que da la posibilidad a las pacientes de recibir un tratamiento adecuado antes de que la enfermedad se haga intratable (Radiological Society of North America, 2021).

Con el paso del tiempo, han mejorado y surgido nuevas herramientas, las cuales, hacen más preciso evaluar el nivel de riesgo de padecer cáncer de seno (American Cancer Society, 2019) Dichas herramientas, a su vez, se han visto beneficiadas por los grandes avances que han tenido áreas como el procesamiento de imágenes, la inteligencia artificial y el aprendizaje de máquina, lo que ha dado pie para la automatización de este tipo de tareas de evaluación de riesgo, lo cual permite realizar estos procesos de forma más eficaz y eficiente.

Una técnica comúnmente utilizada por los radiólogos consiste en realizar un análisis comparativo entre una imagen tomada recientemente y una imagen anterior, con el objetivo de realizar un análisis comparativo y determinar los cambios que ha sufrido el tejido en ese lapso de tiempo. Sin embargo, la alta deformabilidad del seno puede introducir variaciones importantes en el aspecto visual de la mama en mamografías adquiridas en diferentes momentos (Ver figura 1), lo cual, puede generar problemas con diferentes algoritmos que se centran en analizar y detectar cambios en el parénquima mamario (Abdel-Nasser, Moreno, & Puig, 2016). Buscando hacer frente a este tipo de problemática, diferentes autores han desarrollado diferentes tipos de algoritmos para realizar un registro temporal de imágenes mamográficas.

El objetivo final de este proyecto es desarrollar un algoritmo capaz de registrar una pareja de mamografías del mismo seno, pero tomadas en diferentes instantes de tiempo y evaluar su eficacia con base en métricas cuantitativas comúnmente utilizadas en la literatura.

Figura 1. Pareja de Mamografías tomadas a una misma Persona en Diferentes Instantes de Tiempo. (a) Imagen de Referencia. (b) Imagen de Template. (c) Diferencia entre Ambas.



1. Marco Conceptual

1.1 Definición de Mamografía

La mamografía es un tipo de imagen tomada sobre el seno utilizando dosis bajas de rayos X. Esta herramienta resulta de gran importancia ya que es utilizada en la evaluación y detección temprana de del cáncer de seno, permitiendo detectar estructuras sospechosas incluso antes de que estas puedan ser detectadas mediante palpado (Radiological Society of North America, 2021)(Johns

Hopkins Medicine, 2022) Las imágenes mamográficas han sido usadas desde hace alrededor de 30 años, y con el avance de la ciencia se han conseguido grandes mejoras tanto en la técnica (reduciendo las dosis de radiación utilizadas al punto de ser consideradas prácticamente insignificantes) como en los resultados (logrando imágenes de gran calidad) (Johns Hopkins Medicine, 2022).

El proceso de toma de una mamografía se realiza presionando el seno con 2 placas de plástico, las placas aplanarán el tejido y lo mantendrán quieto mientras se toma la radiografía (American Cancer Society, 2022). Si bien el proceso puede resultar incómodo y a veces doloroso, este, toma solo unos momentos. Posterior a la toma un radiólogo leerá la imagen tomada y realizará una búsqueda de signos tempranos de cáncer u otros problemas, como lo pueden ser calcificaciones, masas, asimetrías y distorsiones (Centers for Disease Control and Prevention, 2021) (American Cancer Society, 2022).

Si bien la mamografía es la herramienta más utilizada en la detección de cáncer de seno hoy en día, esta puede no detectar todas las imágenes con cáncer de seno (falsos negativos). De igual forma que una mamografía muestre resultados anormales no siempre significa cáncer. En caso de darse esta situación otros exámenes serán realizados y se remitirá a un especialista en la evaluación del seno, lo que permitirá corroborar o descartar la enfermedad (falso positivo).

1.2 Análisis Temporal de Imágenes Mamográficas

Un procedimiento comúnmente utilizado en el diagnóstico y evaluación de mamografías es la comparación de una pareja de imágenes tomadas en diferentes momentos. En dicho proceso, conocido como análisis temporal de imágenes mamográficas, cada mamografía ayudará a percibir cualquier cambio o alteración que se haya producido desde el último examen. (Loizidou,

Skouroumouni, Nikolaou, & Pitris, 2021)

A fin de mejorar el desempeño en el análisis temporal de mamografías, se han desarrollado sistemas computacionales que apoyan la necesidad de detectar cambios en imágenes obtenidas a partir de un mismo sujeto a través del tiempo. Estos sistemas, cuando son usados en combinación con la opinión de radiólogos especializados, han demostrado que pueden ayudar a incrementar el desempeño en el análisis de mamografías (Bozek, Mustra, Delac, & Grgic, 2009).

Las técnicas de análisis temporal de imágenes mamográficas hacen uso de técnicas de registro de imágenes para asociar una cierta ROI de una imagen de referencia con su correspondiente ROI en la imagen actual (*template*) (Loizidou, Skouroumouni, Nikolaou, & Pitris, 2021). Las técnicas de registro de imágenes mamográficas, así como el algoritmo utilizado serán discutidos en capítulos posteriores.

1.3 Registro Temporal de Imágenes Mamográficas

El registro de imágenes puede definirse básicamente como la búsqueda de una función que permita la asociación o mapeado de una imagen fuente (*template*) sobre una imagen objetivo (referencia). Actualmente podríamos clasificar los métodos de registro en 2 grandes grupos: aquellos basados en características y los basados en intensidad (Díez, y otros, 2011). Los primeros hacen uso de características físicas del seno para realizar el proceso de alineamiento, mientras que los segundos lo hacen con base en la intensidad de los píxeles en la imagen. Para realizar dicho proceso de registro se debe encontrar una transformación que alinee la imagen de *template* con la imagen de referencia. Dicha alineación puede ser realizada mediante transformaciones rígidas o no rígidas y puede ser realizada a nivel global o local (Díez, y otros, 2011). Otros trabajos hacen uso de cambios de coordenadas para realizar el proceso de registro (Abdel-Nasser, Moreno, & Puig, 2016).

2. Materiales y Métodos

La metodología implementada en el desarrollo de este proyecto se describe en 3 secciones. En la sección 2.1 se realiza un acondicionamiento de la base de datos utilizada, para estandarizar el conjunto de imágenes. En la sección 2.2 se describe el algoritmo desarrollado para el registro de la imagen de *template* con respecto a la imagen de referencia. Finalmente, en la sección 2.3 se describe el proceso para evaluar el algoritmo desarrollado mediante métricas cuantitativas: el índice de similitud estructural y el índice de información mutua.

2.1 Sistema de Base de Datos

Para el desarrollo de este proyecto se tuvo acceso a una base de datos de 30 pares de imágenes mamográficas tomadas en una vista medio-lateral oblicua. Dichas imágenes fueron capturadas en el marco del proyecto “Análisis Espacial de Densidad en Mamografía Digital para la evaluación de Riesgo de Cáncer de Seno” (Proyecto financiado por la Vicerrectoría de Investigación y Extensión, sf). Cada una de estas imágenes fue tomada utilizando el mismo sistema de mamografía de la empresa GE Medical Systems y fue almacenada en un formato sin signo de 14 bits; todas las imágenes tienen un tamaño de píxel de 0.1mm/px. Cada pareja de imágenes fue tomada con una diferencia de 2 años a pacientes de entre 54 y 68 años.

A este conjunto de parejas de imágenes en bruto se les aplicó una serie de procesos para acondicionarlas y estandarizarlas previo a la realización del proceso de registro. En primera medida

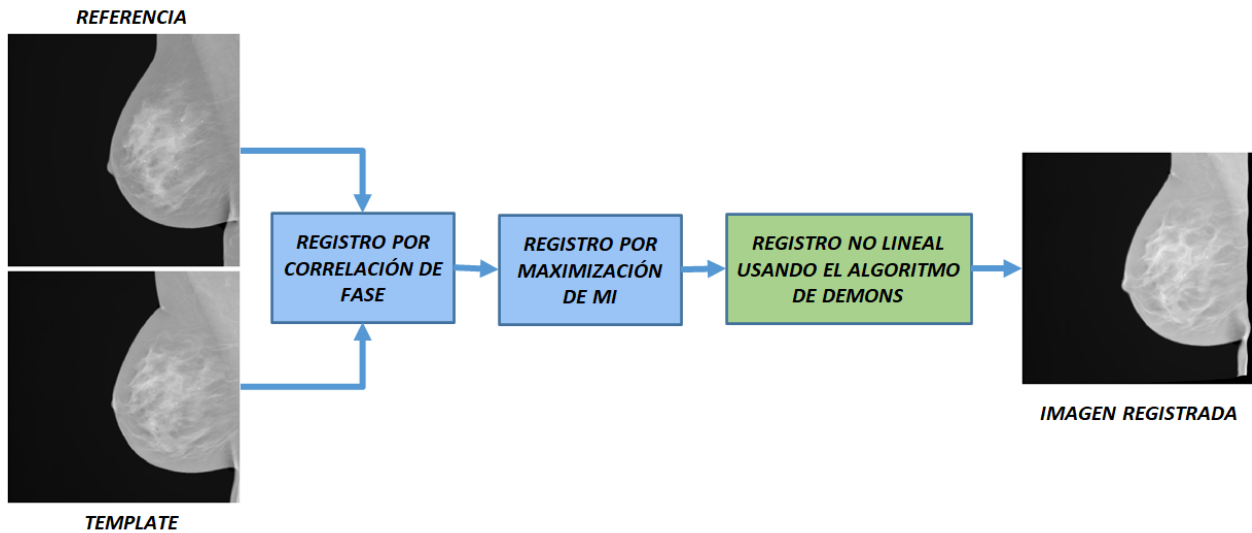
se aplicó un proceso de normalización en cada una de las imágenes, esto con el objetivo de ajustar los valores de intensidad de las imágenes. Posterior a esto se realizó el proceso de ajuste de tamaño de las imágenes a un tamaño de 3062 x 2394 px, rellenando con ceros las imágenes de menor tamaño para no modificar el tamaño de píxel de la imagen. A continuación, todas las imágenes fueron reescaladas por un factor de 0.25 para su procesamiento.

Para finalizar se seleccionó una región de la imagen de tamaño 599 x 599 px que contuviera en su totalidad el tejido del seno y descarta otras regiones como el músculo pectoral y la región ubicada justo debajo del seno.

2.2 Método Propuesto

El método diseñado para el registro de imágenes tiene lugar en tres fases (ver Figura 2). En la primera fase se realizó un proceso de registro utilizando la técnica de correlación de fase. En esta fase se realiza una transformación de la imagen de *template* utilizando parámetros de desplazamiento, rotación y escalamiento utilizando el dominio frecuencial. Seguidamente se realiza un proceso de registro por maximización de información mutua. Los parámetros de la transformación fueron determinados utilizando un método de maximización de información mutua y una estrategia de optimización evolucionaria. La fase final del método corresponde a una variante del algoritmo de *demons* planteada en (Wang, y otros, 2005). Este método realiza transformaciones locales sobre la imagen con base en las intensidades de los píxeles de las imágenes que se buscan registrar. En las siguientes secciones se realizará una explicación más detallada del funcionamiento de cada uno de las fases utilizados en este proceso.

Figura 2. Diagrama General del Algoritmo implementado.



2.2.1 Registro por Correlación de Fase

El proceso de transformación lineal de la imagen de *template* se realizó en dos fases. En la primera de ellas se hizo uso de una correlación de fase entre la pareja de imágenes, una técnica de registro de imágenes que realiza el proceso de emparejamiento con base en el dominio frecuencial (Reddy & Chatterji, 1996).

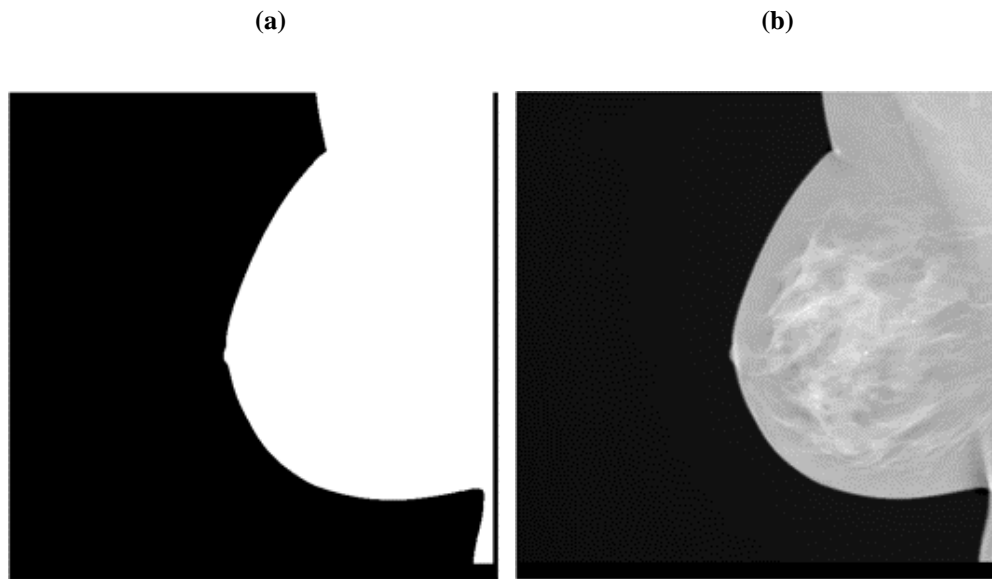
Con el objetivo de que esta primera fase de registro tuviera en consideración sólo el contorno del seno, previo a realizar la correlación de fase se binariza la pareja de imágenes obtenidas de la fase de preprocesamiento. La correlación de fase utilizada tomó en consideración 4 parámetros, desplazamiento sobre ejes x e y, rotación y escalamiento 3a.

El proceso de registro por correlación de fase permite brindar un punto de partida bastante bueno al proceso de registro por maximización de información mutua, lo que permite acelerar el procedimiento de registro.

Se puede ver el resultado de aplicar el proceso de registro por correlación de fase sobre

la imagen de *template* en las figuras 3b y 5c.

Figura 3. Registro utilizando Correlación de fase. (a) Imagen Binarizada Resultante de la Correlación de fases. (b) Imagen Resultante utilizando la Transformación Calculada durante el Proceso de Correlación de Fase.



2.2.2 Registro por Maximización de la Información Mutua.

Para la segunda fase del proceso de registro se hizo uso de la técnica de registro basada en maximización de la información mutua (Raghunathan, Stredney, Schmalbrock, & Clymer, 2005). En palabras sencillas, el concepto de información mutua se puede definir como la cantidad de información de una variable aleatoria que contiene otra variable aleatoria. Si tomamos en consideración los valores de intensidad de los píxeles de las imágenes como variables aleatorias, el valor de la información mutua puede expresarse en función de las entropías de cada una de las variables aleatorias, considerando que las variables aleatorias m y s describen las intensidades de los píxeles de la imagen de *template* y de referencia respectivamente, la entropía de dichas variables está definida como:

$$H(m) = \int p(m) \log(p(m)) dm \quad (1)$$

$$H(s) = \int p(s) \log(p(s)) ds \quad (2)$$

Donde $p(m)$ y $p(s)$ describen las probabilidades de que los píxeles de las imágenes de *template* y de referencia tengan valores de m y s respectivamente.

La entropía conjunta de las 2 variables aleatorias, m y s estará determinada por:

$$H(m, s) = - \int p(m, s) \log(p(m, s)) dm ds \quad (3)$$

Donde $p(m, s)$ describe las probabilidades de que los píxeles de la imagen de referencia tengan un valor s en el mismo punto en que los píxeles de la imagen de *template* tengan un valor m .

Y el valor de la información mutua (MI) entre esta pareja de imágenes estará definido como:

$$MI = H(m) + H(s) - H(m, s) \quad (4)$$

Los parámetros utilizados para realizar este tipo de transformación rígida nuevamente son desplazamiento sobre ejes x e y , escalamiento y rotación, haciendo que la transformación utilizada sea de carácter afín, la cual es determinada mediante un método de optimización de tipo evolucionario. Los algoritmos evolucionarios realizan el proceso de optimización variando los parámetros que se desean optimizar. Como resultado la nueva imagen (hija) presentará variaciones

con respecto a la imagen original (padre). Si la nueva imagen presenta mejores resultados que su predecesor entonces se convertirá en el nuevo padre, de lo contrario la imagen padre se mantendrá y realizará el proceso de alteración de los parámetros (Styner, Brechbuehler, Székely, & Gerig, 2000). La imagen 5d muestra el resultado obtenido luego de aplicar el registro por maximización de MI sobre la imagen de *template*.

2.2.3 Registro no Lineal

El proceso de transformación no lineal de la imagen de *template* fue realizado utilizando una variación del algoritmo de *demons*, propuesto por primera vez en (Thirion, 1998) Allí se plantea una analogía entre el proceso de registro de una pareja de imágenes y el concepto de “demonios” planteado por Maxwell en 1867. Teniendo una pareja de imágenes para registrar (referencia y *template*) consideraremos los bordes de la imagen de referencia como como una membrana semipermeable, mientras que la otra imagen actuará como una grilla deformable, que se difundirá a través de los bordes de la primera imagen bajo la acción de efectos situados dentro de la membrana. Para determinar el valor de la fuerza se usa la ecuación de flujo óptico, usada para encontrar variaciones entre secuencias temporales de imágenes. Dado un punto P con coordenadas (x,y) y sea s la función de intensidad de los píxeles en la imagen de referencia S y m la función de intensidad de los píxeles en la imagen de *template* M, el desplazamiento u requerido para el punto P en S se empareje con su correspondiente punto en M está determinado por:

$$u = \frac{(m-s)\vec{v}_s}{\vec{v}_s^2 + (m-s)} \quad (5)$$

Con el tiempo diferentes variaciones fueron introducidas en el cálculo del vector de fuerza

de demostración, bien sea para mejorar la precisión del algoritmo o su velocidad de convergencia a una respuesta (Cacher, Pennec, & Ayache, 1999), introdujo un factor de normalización α para ajustar el valor de la fuerza de *demons*, que disminuyendo su valor mostró que acelera la convergencia del algoritmo a costa de precisión, mientras que valores altos de alfa mejoran la precisión del algoritmo, pero este se hace más lento en su tiempo de convergencia.

$$u = \frac{(m-s)\vec{v}_s}{\vec{v}_s^2 + \alpha^2(m-s)} \quad (6)$$

(Wang, y otros, 2005) introdujo el concepto de “fuerza activa” sobre la ecuación original. para mejorar la eficiencia del algoritmo. Para ello se considera el proceso de difusión como un proceso bidireccional; no sólo se producirá una fuerza que permita a la imagen móvil difundirse dentro de la imagen estática, sino también una fuerza que permita a la imagen estática difundirse dentro del correspondiente objeto en movimiento. Sin embargo, considerando que lo que se busca es difundir la imagen móvil en la imagen estática la nueva “fuerza activa” es aplicada también sobre la imagen móvil (Kroon, 2010)

$$u = \frac{(m-s)\vec{v}_s}{\vec{v}_s^2 + \alpha^2(m-s)} + \frac{(m-s)\vec{v}_m}{\vec{v}_m^2 + \alpha^2(m-s)} \quad (7)$$

El resultado de aplicar este algoritmo a la imagen de *template* puede verse en la figura 5e.

Figura 4. Comparativa entre la Imagen de Referencia y la Imagen de Template luego del Proceso de Registro.

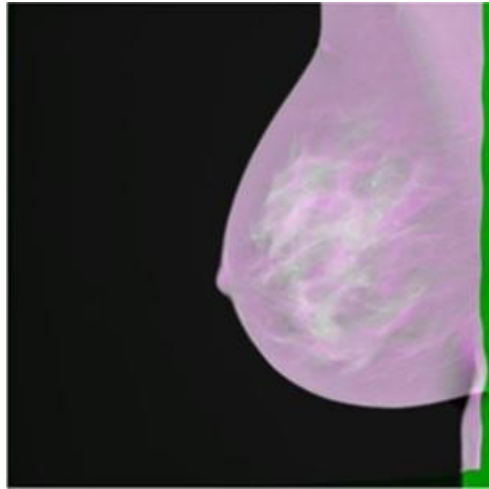
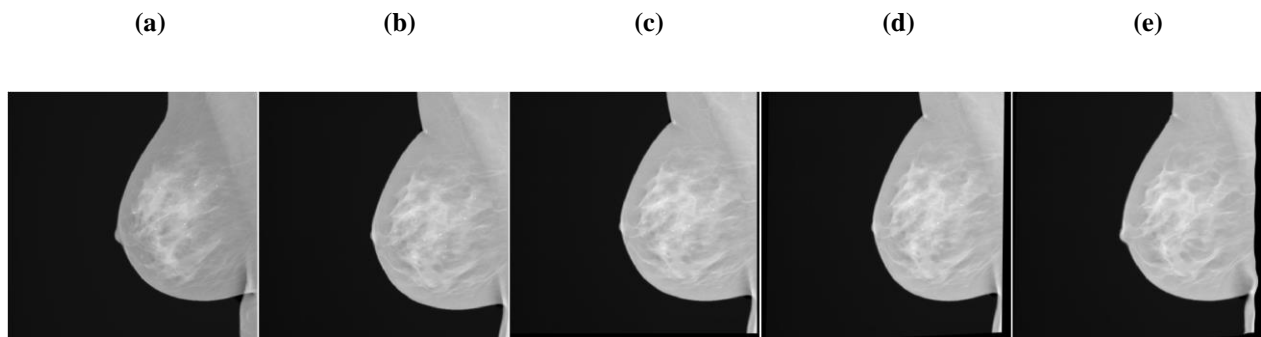


Figura 5. Imágenes de Referencia, Template y Resultantes luego de cada Fase del Registro (a) Imagen de Referencia. (b) Imagen de Template. (c) Imagen de Template luego del Registro por Correlación de Fase. (d) Imagen de Template luego del Registro por Maximización de MI. (e) Imagen de template luego del Registro usando el Algoritmo de Demons.

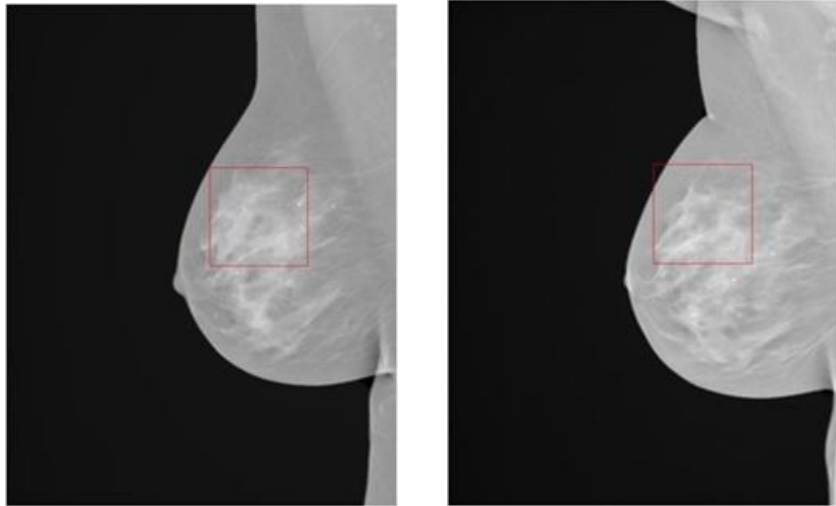


2.3 Estrategia de Evaluación

En la literatura este proceso suele ser realizado utilizando por completo las imágenes de referencia y de *template*, sin embargo, buscando que los resultados no se vieran afectados por regiones de fondo de la imagen si no que solo se tuviera en cuenta tejido mamario, en este trabajo

este proceso fue realizado sobre regiones de interés (ROI).

Figura 6. ROI 's extraídas de una Pareja de Mamografías de la Misma Paciente.



2.3.1 Selección de la ROI.

El proceso de evaluación de desempeño del algoritmo de registro fue realizado sobre regiones particulares de la imagen. Dichas regiones cuentan con una dimensión de 150 x 150 px y fueron seleccionadas de forma manual previo a realizar el proceso de registro (Ver Figura 6). El tamaño de las regiones de interés fue seleccionado buscando que esta solo tomara en consideración regiones de tejido mamario, y excluyendo regiones como el musculo pectoral; y las posiciones de estas fueron determinadas sobre las imágenes de referencia.

Considerando que para el caso ideal de registro la ROI de la imagen de *template* debe ser igual que la ROI de la imagen de referencia, la posición de la ROI de una imagen será la misma para su pareja, sin embargo, debido a que las imágenes pueden variar en cuanto al lado y posición del seno, la posición seleccionada de la ROI varía entre las pacientes.

2.3.2 Índice de Similaridad Estructural (SSIM).

El índice de similaridad estructural (Wang, Conradd, Rahim, & Simoncelli, 2004) es una métrica ampliamente utilizada para la evaluación de la calidad de registro de imágenes. Esta es construida a partir de 3 características propias de las imágenes, contraste, luminancia y estructura.

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x 2\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (8)$$

El índice de similaridad estructural maneja valores entre 0 y 1, indicando un valor de 1 que la parejate imágenes evaluadas posee una similaridad perfecta, mientras que un valor de 0 mostraría que la parejate imágenes evaluadas es completamente diferente. μ_x y μ_y indican los valores promedios de los píxeles en x y y respectivamente, mientras que σ_x y σ_y representan los valores de desviación estándar de los valores de los píxeles en x y y. El valor σ_{xy} indica la covarianza de x e y.

2.3.3 Índice de Información Mutua (MI).

Como ya se mencionó anteriormente en la sección 3.3.1 el índice de información mutua es una métrica que permite cuantificar la cantidad de información de una variable aleatoria que contiene otra variable aleatoria, concepto que puede ser establecido en función de las entropías de cada variable aleatoria (1 y 2) y de la entropía conjunta (3), tal como se muestra en (4).

3. Experimentos y Resultados

3.1. Resultados de las Métricas de Evaluación

Para evaluar la eficacia experimental del algoritmo realizado, este se comparó con otros algoritmos implementados en la literatura. Los métodos de registro utilizados para realizar la comparación fueron:

- Algoritmo de *demons* (Wang, y otros, 2005)
- Mapeo en coordenadas curvilíneas (Pertuz, Puig, & Julia, 2014)
- Registro basado en una transformación de similaridad

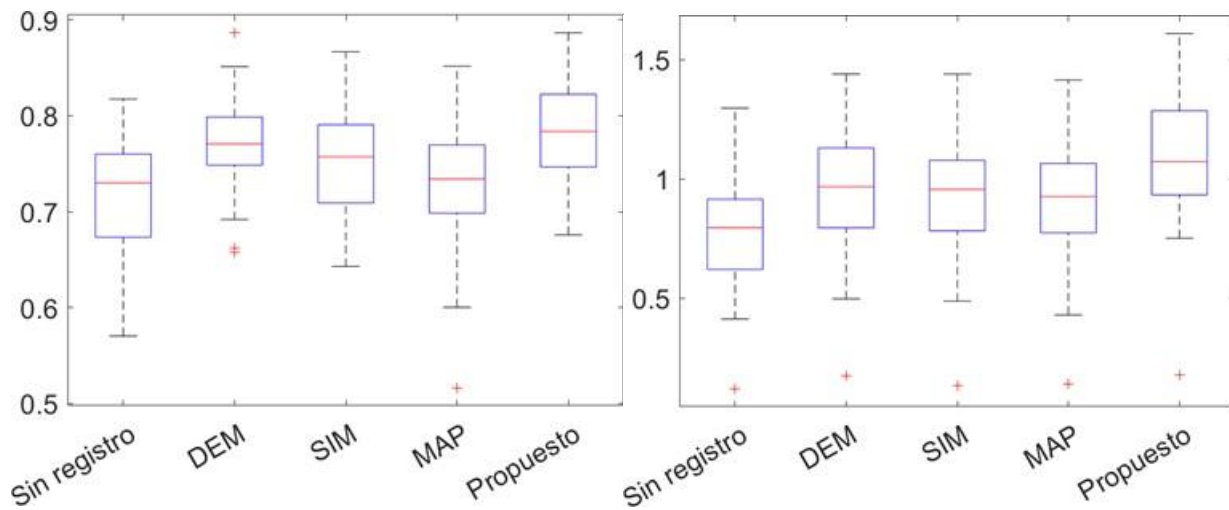
Los resultados obtenidos para cada una de las métricas utilizadas dependiendo del algoritmo de registro usado, se muestran en la siguiente tabla.

Tabla 1. Resultados Obtenidos con Diferentes Algoritmos de Registro. Promedio y Desviación Estándar. DEM: Método de Demons (referencia), SIM: Registro Basado en Similaridad, MAP: Registro por Mapeo en Coordenadas Curvilíneas

	Sin registro	DEM	SIM	MAP	Propuesto
SSIM	0.721±0,062	0.769±0,051	0.759±0,072	0.756±0,0566	0.783±0,072
MI	0.7602±0,243	0.942±0,283	0.952±0,262	0.945±0,282	1.088±0,262

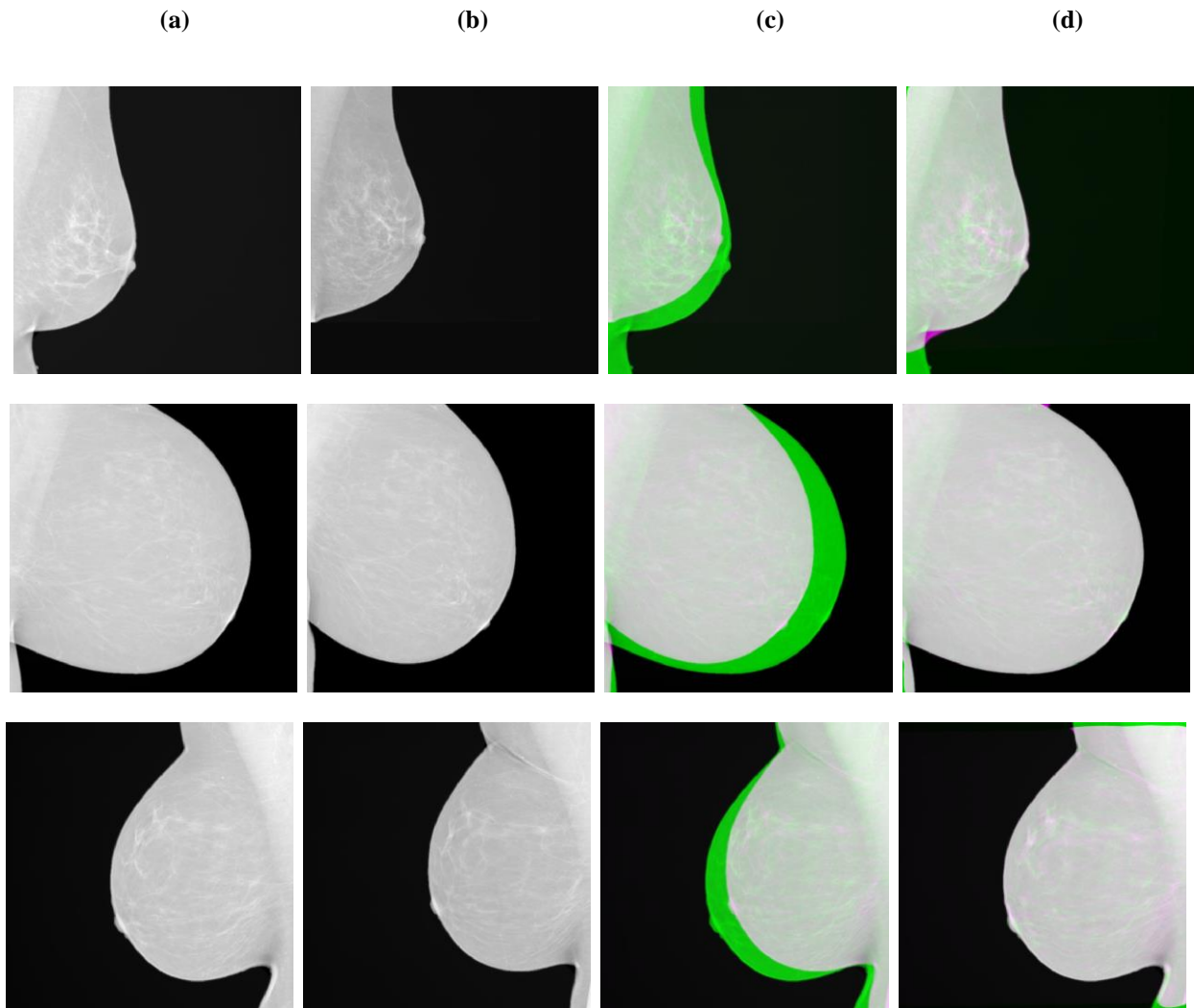
Una herramienta útil a la hora de realizar un análisis de los resultados obtenidos son los diagramas de cajas y bigotes (du Toit, Steyn, & Stumpf, 1986). Dichos diagramas permiten representar de forma fácil y rápida conjuntos de datos, con respecto a 3 factores: localización, dispersión y simetría (Ver Figura 7).

Figura 7. Diagramas de Cajas y Bigotes con Resultados Obtenidos. (a) Índice de Similitud Estructural. (b) Información Mutua.



En la figura 8 se muestran algunos ejemplos con resultados del proceso de registro.

Figura 8. (a) *Imágenes de Referencia* (b) *Imágenes de Template* (c) *Diferencia entre las Imágenes de Referencia y Template Previo al Registro* (d) *Diferencia entre las Imágenes de Referencia y Template Posterior al Registro*



4. Conclusiones

En este trabajo de grado se diseñó un algoritmo para el registro temporal de imágenes mamográficas. Pruebas experimentales en una base de datos de 30 imágenes mostraron que el algoritmo propuesto genera mejores resultados en términos del índice de similaridad estructural e información mutua, cuando se compara con otros algoritmos de registro tales como *demons*, similaridad y coordenadas curvilíneas.

En experimentos preliminares, un proceso previo de registro mediante correlación de fase mostró un impacto positivo en etapas posteriores del algoritmo, reduciendo en cierta medida tiempo de computo del algoritmo y presentando algunas mejoras en las medidas de desempeño.

5. Recomendaciones

Si bien las técnicas tradicionales de registro de imágenes médicas se mantienen vigentes y son ampliamente utilizadas aún al día de hoy, en años recientes y con el auge de las redes neuronales, diferentes autores han explorado en el uso de este tipo de algoritmos para realizar el proceso de registro.

El proceso de selección de la región que contiene el tejido mamario durante el preprocesamiento de las imágenes puede ser mejorado mediante la implementación de un algoritmo de selección automática de esta región. Como se mencionó previamente en la sección

de metodología, dicho proceso fue realizado de forma manual, por lo que si este llegase a ser utilizado en unabase de datos particularmente extensa dicho proceso podría resultar extenso y tedioso.

Finalmente, el proceso de selección de las ROI 's también puede hacer uso del proceso de selección automática de una región planteado anteriormente.

Referencias Bibliográficas

- Abdel-Nasser, M.; Moreno, A.; Puig, D. (2016). *Temporal mammogram image registration using optimized curvilinear coordinates*.
- American Cancer Society. (2019). *¿Qué avances hay sobre las investigaciones del cáncer de seno?* <https://www.cancer.org/es/cancer/cancer-de-seno/acerca/%20que-hay-de-nuevo-en-las-investigaciones-del-cancer-de-seno.html>. Accedido en marzo de 2022.
- American Cancer Society. (2022). *Mammogram Basics*. <https://www.cancer.org/%20cancer/breast-cancer/screening-tests-and-early-detection/mammograms/%20mammogram-basics.html>. Accedido en marzo de 2022.
- Bozek, J.; Mustra, M.; Delac, K.; Grgic, M. (2009). *A survey of image processing algorithms in digital mammography*. Recent Advances in Multimedia Signal Processing and Communications.
- Cacher P.; Pennec, X.; Ayache, N. (1999). *Fast Non Rigid Matching by Gradient Descent: Study and Improvements of the “Demons” Algorithm*.
- Centers for Disease Control and Prevention (2021). *What Is a Mammogram?* https://www.cdc.gov/cancer/breast/basic_info/mammograms.htm. Accedido en marzo de 2022.
- Dirk-Jan Kroon (2010). *Multimodality non-rigid demon algorithm image registration*. <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/21451-multimodality-non-rigid-demon-algorithm-image-registration>. Accedido en marzo de 2022.
- du Toit, H.; Steyn, G.; Stumpf, R. (1986). *Graphical Exploratory Data Analysis*.
- Díez, Y.; Oliver, A.; Llado, X.; Freixenet, J.; Marti, J.; Vilanova, J.C.; Marti, R. (2011). *Revisiting*

Intensity-Based Image Registration Applied to Mammography.

Johns Hopkins Medicine (2022). *Mammogram Procedure*. <https://www.hopkinsmedicine.org/health/treatment-tests-and-therapies/mammogram-procedure>. Accedido en marzo de 2022.

Loizidou, K.; Skouroumouni, G.; Nikolaou, C.; Pitris, C. (2021). *Breast mass detection and classification algorithm based on temporal subtraction of sequential mammograms.*

Pertuz, S.; Puig, D.; Julia, C. (2014). *A novel mammography image representation framework with application to image registration.*

Radiological Society of North America (2021). *Mammography*. <https://www.radiologyinfo.org/en/info/mammo>. Accedido en marzo de 2022.

Raghuathan, S.; Stredney, D.; Schmalbrock, P.; Clymer, B. (2005). *Image Registration Using Rigid Registration and Maximization of Mutual Information.*

Reddy, B.S.; Chatterji, B.N. (1996). *An FFT-Based Technique for Translation, Rotation, and Scale-Invariant Image Registration.*

Styner, M., C. Brechbuehler, G. Székely, and G. Gerig. *Parametric estimate of intensity inhomogeneities applied to MRI.*

Thirion, J. (1998). *Image matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's demons, Medical Image Analysis.*

Wang, H.; Dong, L.; O'Daniel, J.; Mohan, R.; Garden, S.; Kian, K.; Kuban, D.; Bonnen, M.; Chang, J.; Cheung, R. (2005). *Validation of an accelerated 'demons' algorithm for deformable image registration in radiation therapy.*

Wang, Z.; Conradd, A.; Rahim H.; Simoncelli E. (2004). *Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity.*