

Procesamiento de mamografías para remoción del tejido muscular

Chiara V. Valenzuela L, Andrea C. Terraza S, Laura C. García

^a *Universidad Sergio Arboleda, Bogotá, Colombia*

Abstract

El cáncer de mama es la principal afecta a millones de mujeres en todo el mundo y la detección temprana es fundamental para mejorar las tasas de supervivencia y la eficacia del tratamiento. La mamografía toma un papel de suma importancia en el diagnóstico temprano, ya que permite a los especialistas hallar anomalías en el tejido mamario que pueden indicar neoplasias malignas. Sin embargo, la interpretación de las mamografías se enfrenta a retos como el ruido, el bajo contraste y la presencia de zonas irrelevantes, que complican la identificación precisa de las lesiones. Este proyecto tiene como finalidad mejorar las condiciones para el análisis de las mamografías mediante técnicas de procesamiento de imágenes que se centran en la eliminación del tejido muscular visible. Se espera que, luego de aplicar las técnicas de procesamiento, se tengan mamografías más claras al eliminar estructuras no deseadas, lo que ayudará a identificar masas de manera más eficaz.

Keywords: cáncer de mama, mamografía, procesamiento de imágenes, análisis, tejido muscular

1. Introducción

El cáncer de mama es la principal causa de muerte por cáncer en mujeres a nivel mundial. Según la Organización Mundial de la Salud, cada año se diagnostican alrededor de 2.3 millones de casos, y aproximadamente 685,000 mujeres pierden la vida debido a esta enfermedad, (Organización Mundial de la Salud (OMS) (2024)). En este contexto, la detección temprana es importante para mejorar la tasa de supervivencia y la efectividad del tratamiento. Las mamografías son una herramienta fundamental, porque permiten a los especialistas

identificar anomalías en el tejido mamario que podrían indicar la presencia de tumores malignos.

No obstante, la interpretación de las mamografías enfrenta varios desafíos. Las imágenes a menudo presentan ruido, bajo contraste y la inclusión de áreas irrelevantes, como el músculo pectoral, lo que puede dificultar la identificación precisa de lesiones sospechosas. Este proyecto tiene como objetivo mejorar el análisis de las mamografías mediante técnicas de procesamiento de imágenes, enfocadas en la eliminación del tejido muscular visible. Al centrarse exclusivamente en las áreas que con-

tienen tejido mamario, estas técnicas facilitarán el análisis posterior y aumentarán la precisión del diagnóstico.

2. Contexto del problema

En las mamografías, especialmente en la proyección mediolateral oblicua (MLO), es común que aparezca el músculo pectoral, que puede ocupar una parte significativa de la imagen. Este tejido, al tener características visuales similares al tejido mamario, complica la segmentación y el análisis automatizado. Además, en otras proyecciones, como la cráneo-caudal (CC) y mediolateral (ML), las estructuras cercanas a los bordes como músculo y huesos, también pueden interferir en el análisis. (Avci and Karakaya (2023)). La presencia de estas áreas no deseadas puede generar diagnósticos menos precisos, aumentar el riesgo de falsos positivos o negativos, y complicar la tarea de los especialistas (Li et al. (2013)).

3. Problema

El principal desafío que trata este proyecto es implementar técnicas de procesamiento de imágenes que permitan la eliminación del músculo pectoral y otras estructuras cercanas a los bordes de las mamografías, sin recurrir a algoritmos de aprendizaje automático. La solución debe aplicar una serie de técnicas de pre-procesamiento y segmentación que actúen directamente sobre las áreas no deseadas, mejorando la claridad de las zonas donde se encuentra el tejido mamario. Estas técnicas incluirán la mejora del contraste, el uso de filtros morfológicos, la detección de bordes y la

segmentación basada en la intensidad de los píxeles.

El objetivo es obtener mamografías limpias, con el músculo pectoral eliminado de manera precisa, permitiendo un análisis más claro y eficiente de las áreas donde pueden aparecer lesiones, como masas o microcalcificaciones.

4. Metodología

4.1. Descripción de las imágenes

En este proyecto se usarán imágenes provenientes del conjunto de datos **CBIS-DDSM (Curated Breast Imaging Subset of the Digital Database for Screening Mammography)**, una base de datos ampliamente reconocida y utilizada en el ámbito de la investigación de cáncer de mama. Este dataset contiene imágenes de mamografías digitales obtenidas a partir de exámenes de detección de cáncer de mama. Sawyer-Lee et al. (2016).

4.1.1. Modalidad y Formato

- Las imágenes son mamografías digitales en formato DICOM, aunque se van a transformar a un formato JPG lo que asegura una alta calidad y mejor procesamiento de las imágenes.
- Incluyen vistas cráneo-caudal (CC), medio-lateral (ML) y medio-lateral oblicua (MLO) de cada seno.

4.1.2. Anotaciones y Etiquetado:

- Las imágenes están etiquetadas y anotadas para indicar la presencia de lesiones sospechosas, como masas y microcalcificaciones,

- Se proporciona información adicional sobre el tipo de lesión (benigna o maligna).

4.1.3. Resolución y Calidad:

- Las mamografías cuentan con una alta resolución, lo que permite un análisis detallado del tejido mamario.
- El dataset incluye imágenes de diferentes calidades, lo que permite evaluar la robustez de los algoritmos en situaciones de imágenes con diferentes niveles de ruido y contraste.

4.1.4. Diversidad de Casos:

El CBIS-DDSM incluye una amplia gama de casos, desde imágenes normales hasta aquellas con diversas anomalías.

4.2. Pipeline de procesamiento

El conjunto de datos CBIS-DDSM incluye imágenes de alta resolución y para este proyecto se usarán las de proyección MLO. Estas imágenes requieren ser procesadas para manejar su variabilidad y segmentar correctamente las regiones de interés. El pipeline utilizado se enfoca en eliminar el tejido muscular, empleando varias técnicas de procesamiento, entre ellas la morfología matemática, ya que esta última facilita la segmentación precisa del músculo pectoral y su separación del tejido mamario (D. A. Zebari (2020)).

La figura 1 muestra el flujo de preprocesamiento de las mamografías, destacando cada una de las etapas involucradas. Se puede observar el estado inicial de la imagen, seguido por las diferentes tratamientos para segmentar el tejido muscular y posteriormente eliminarlo de la mamografía.

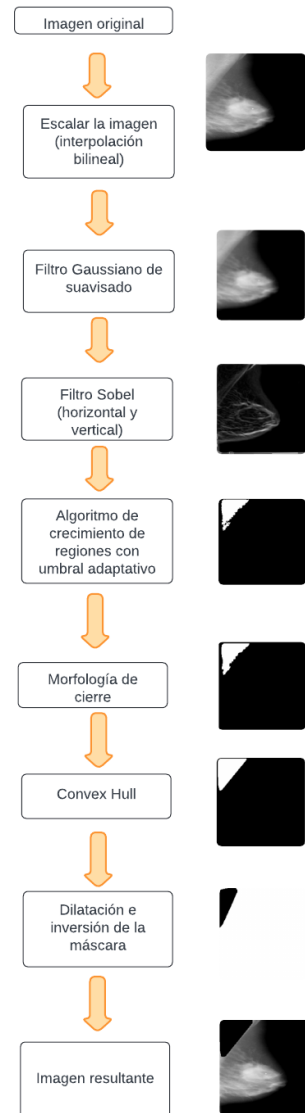


Figure 1: Flujo de preprocesamiento de mamografías, incluyendo escalado de la imagen, desenfoque gaussiano, algoritmo de crecimiento por regiones con umbral adaptativo, morfología de cierre, Convex Hull y finalmente dilatación junto a la inversión de la máscara. Utilizado para la eliminación del tejido muscular.

4.3. Escalar la imagen (interpolación bilineal)

El primer paso del preprocesamiento ilustrado es el escalamiento de la imagen, que se realiza con el fin de ajustar el tamaño a uno más manejable que facilite el procesamiento. Dicho escalado se hace mediante interpolación bilineal, técnica que permite cambiar el tamaño de manera suave. Esta técnica calcula los valores de los nuevos píxeles usando los valores de los cuatro más cercanos, en la imagen original, como referencia. A diferencia de otros métodos más simples, la interpolación bilineal promedia los valores de estos píxeles vecinos para asignar un valor al nuevo píxel, lo que resulta en una transición suave entre los diferentes tonos y bordes de la imagen escalada, manteniendo la calidad visual (Capital (2024)).

4.4. Filtro Gaussiano de suavizado

El segundo paso tiene la finalidad de reducir el ruido que más adelante puede interferir con la segmentación del tejido mamario. El filtro aplicado usa una convolución de distribución Gaussiana, lo que se traduce en que los píxeles en un punto específico reciben más peso en el promedio que los píxeles alejados. Lo anterior, suaviza la imagen, es decir, elimina pequeños detalles irrelevantes, permitiendo que los algoritmos de segmentación y detección de bordes se enfoquen mejor en las estructuras significativas, como los bordes del tejido mamario.

4.5. Filtro Sobel (Horizontal y vertical)

Tercer paso de procesamiento, el filtro Sobel, técnica utilizada en la detección de bordes, identificando cambios abruptos en la intensidad entre diferentes regiones de una imagen. Se basa en la aplicación de dos máscaras

3x3, para obtener los bordes en la dirección horizontal y otra en la vertical, los cuales permiten obtener los gradientes G_x y G_y respectivamente. La magnitud del gradiente se obtiene combinando ambos resultados mediante la raíz cuadrada de la sumatoria de los gradientes al cuadrado, lo que permite resaltar los bordes con mejor precisión. Este filtro tiene capacidad limitada para detectar bordes en ángulos no horizontales o verticales y no es tan robusto como el filtro Canny, pero aún así permite la detección de los bordes necesarios para la tarea de segmentación.

4.6. Algoritmo de crecimiento de regiones con umbral adaptativo

Como cuarto paso del pipeline de procesamiento, se usa el algoritmo de crecimiento de regiones con umbral adaptativo. El cual se implementa con el fin de segmentar una imagen basada en similitudes de intensidad de los píxeles y la magnitud de sus gradientes. El proceso comienza a partir de un punto semilla seleccionado en la imagen (que puede ajustarse si no cumple ciertos criterios), que en este caso es en (10,10), y a partir de ahí, el algoritmo expande la región evaluando píxeles vecinos para determinar si deben ser incluidos en la región segmentada.

El criterio de inclusión de nuevos píxeles se basa en dos factores principales: la diferencia de intensidad entre el píxel actual y el promedio de la región en crecimiento (en este caso con un valor de 20), y el valor del gradiente en ese píxel (en este caso 30). La intensidad controla que los píxeles añadidos sean similares en tonalidad a los que ya están en la región, mientras que el

gradiente evalúa la presencia de bordes o cambios bruscos en la imagen. Un umbral adaptativo ajusta la sensibilidad del gradiente según la diferencia de intensidad local, permitiendo que el algoritmo sea más o menos estricto dependiendo de las características de la imagen en esa zona.

El algoritmo de crecimiento de regiones con umbral adaptativo aplicado a las mamografías permite identificar áreas de interés, como el tejido mamario, mientras excluye estructuras no deseadas, como el músculo. Durante el proceso, la imagen de la mamografía cambia al irse marcando solo las regiones que cumplen con los criterios de similitud de intensidad y gradiente, lo que resulta en una máscara que elimina el músculo que por lo general tiene una intensidad más alta de píxeles comparado con todo el tejido mamario.

4.7. Morfología de cierre

Para el quinto paso se usa el cierre morfológico, una operación utilizada para suavizar contornos, rellenar pequeños huecos y conectar componentes cercanos en una imagen binaria. Se define como la dilatación de la imagen seguida por una erosión, aplicando en ambos pasos un elemento estructurante definido. En este caso, se utilizó un kernel de 5x5, la dilatación expande los bordes de los objetos, mientras que la erosión posterior corrige este efecto, eliminando pequeñas irregularidades sin afectar la forma general. Esta técnica es útil para conectar elementos fragmentados y eliminar ruido.

4.8. Convex Hull

El sexto paso, Convex Hull, se utiliza para mejorar la forma en que se segmenta el tejido

mamario. Después de identificar las áreas relevantes en la imagen esta técnica ayuda a suavizar los bordes de estas regiones, creando una envoltura convexa que elimina cualquier irregularidad y llena espacios. Esto es importante porque asegura que toda el área del tejido mamario esté bien definida y se mantenga intacta para el análisis, evitando que se pierdan partes relevantes durante el proceso de segmentación. Al aplicar el Convex Hull, se obtiene una imagen más limpia y precisa del tejido mamario, lo que facilita la identificación de posibles anomalías.

4.9. Dilatación de la máscara

Como séptimo paso en el procesamiento se encuentra la dilatación de máscara que tiene como objetivo expandir los bordes de los objetos presentes en una imagen binaria, incrementando las áreas blancas y reduciendo pequeñas regiones negras o huecos internos. Esta técnica es útil para conectar elementos fragmentados, resaltar estructuras y eliminar pequeños defectos en los contornos. En este caso, se usa un kernel de 5x5 y se aplica la dilatación que expande los bordes de las estructuras presentes en la máscara. La elección del kernel y del número de iteraciones influye directamente en el grado de expansión, permitiendo controlar con precisión el resultado en función de la tarea específica, como la mejora de contornos o la unión de regiones cercanas.

4.10. Inversión de la máscara

Finalmente, la inversión de máscara permite modificar las regiones de interés. Intercambiando los valores de los píxeles binarios (de blanco a negro y viceversa). En este caso, se

aplica esta operación para conservar el tejido mamario relevante y eliminar el tejido muscular no deseado en las mamografías.

5. Resultados

En esta sección se presentan los resultados obtenidos tras aplicar las técnicas de procesamiento de imágenes enfocadas en la eliminación del tejido muscular en mamografías. La comparación entre las imágenes originales y las procesadas muestra que se ha logrado preservar únicamente el tejido mamario, eliminando estructuras innecesarias. Estos resultados reflejan la efectividad del proceso, contribuyendo a mejorar la calidad de las imágenes para un diagnóstico más claro y preciso.

A continuación, se muestran los resultados mediante varias imágenes correspondientes a proyecciones mediolateral oblicua (MLO) tanto del seno izquierdo como del derecho. Estas imágenes permiten identificar cómo las técnicas aplicadas responden en diferentes orientaciones y casos anatómicos.

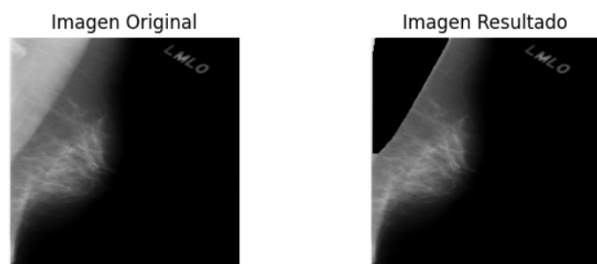


Figure 2: En esta imagen procesada se logró eliminar el tejido muscular de manera precisa, sin dejar residuos ni áreas claras en los bordes y el tejido mamario se ha preservado completamente

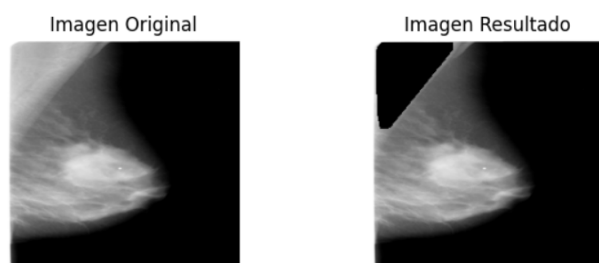


Figure 3: En la imagen procesada se ha eliminado con éxito la mayor parte del tejido muscular, especialmente en la esquina superior izquierda. Sin embargo, aún queda una pequeña región en los bordes del tejido muscular donde algunas áreas se vuelven más claras, con intensidades cercanas al tono del tejido mamario. Estos resultados reflejan una mejora significativa, aunque podrían requerir ajustes adicionales para optimizar completamente la separación entre ambas estructuras.

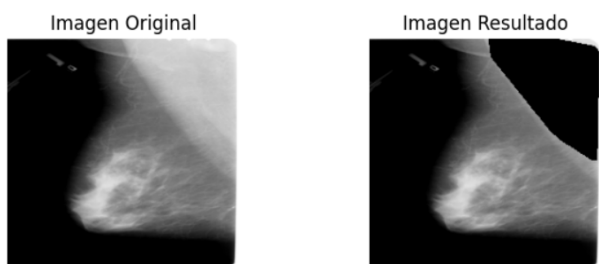


Figure 4: Se logró eliminar la mayor parte del tejido muscular, preservando únicamente el tejido mamario. Sin embargo, en la parte derecha persisten algunas áreas claras, lo que indica que no se alcanzaron a captar con precisión todos los bordes del tejido muscular. A pesar de este detalle, el procesamiento ha reducido significativamente las estructuras no deseadas, mejorando en gran medida la claridad de la imagen.

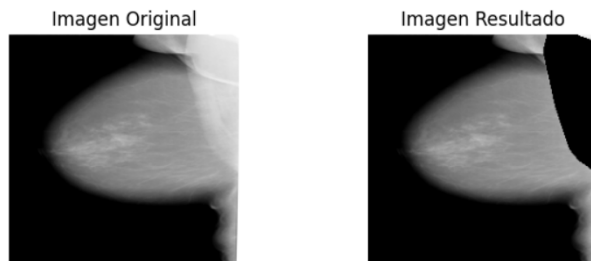


Figure 5: Se observa que persisten áreas del tejido muscular que no fueron eliminadas por completo en la imagen resultante. Esto se debe a que el criterio utilizado, que asume que el tejido muscular es la región de mayor intensidad, no se cumple en su totalidad en esta proyección. Como resultado, solo una parte del tejido muscular fue eliminada, mientras que algunas secciones permanecen visibles.

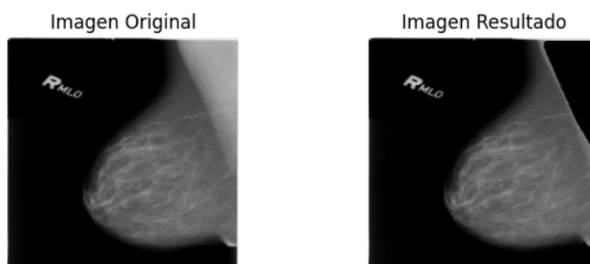


Figure 6: La imagen final muestra un buen resultado, logrando eliminar de manera efectiva el tejido muscular sin dejar residuos significativos. El proceso ha cumplido con su objetivo, manteniendo únicamente el tejido mamario relevante para el análisis.

Los resultados obtenidos demuestran que las técnicas de procesamiento aplicadas lograron en la mayoría de los casos eliminar el tejido muscular de forma precisa, preservando únicamente el tejido mamario relevante para el análisis. Sin embargo, algunas imágenes revelaron que el umbral especificado no siempre es suficiente para capturar correctamente los bordes del tejido muscular, especialmente en proyecciones donde la intensidad del músculo no es claramente diferenciable del tejido mamario.

Por lo tanto, aunque se ha logrado una segmentación efectiva en muchas imágenes, es necesario ajustar los parámetros de umbral en ciertos casos para asegurar la completa eliminación del músculo. Esto implica que, en algunas situaciones, se requiera un control manual adicional para optimizar los resultados y garantizar que el proceso se adapte a la variabilidad anatómica presente en diferentes proyecciones mamográficas.

References

- Avci, H. and Karakaya, J. (2023). A novel medical image enhancement algorithm for breast cancer detection on mammography images using machine learning. *MDPI, Escuela de medicina de la Universidad Hacettepe*.
- Capital, F. (2024). Interpolacion bilineal el metodo de interpolacion bilineal remodelacion de datos de excel. *fastercapital.com*.
- D. A. Zebari, D. Q. Zeebaree, A. M. A. H. H. y. H. N. A. H. (2020). Improved threshold based and trainable fully automated segmentation for breast cancer boundary and pec-

toral muscle in mammogram images. *IEEE*, 46:681–691.

Li, Y., Chen, H.-J., Yang, Y., and Yang, N. (2013). Pectoral muscle segmentation in mammograms based on homogenous texture and intensity deviation. *Pattern Recognition*, 46:681–691.

Organización Mundial de la Salud (OMS) (2024). Breast cancer. *OMS*.

Sawyer-Lee, R., Gimenez, F., Hoogi, A., and Rubin, D. (2016). Curated breast imaging subset of digital database for screening mammography (cbis-ddsm) [data set]. *The Cancer Imaging Archive*.