

Recepción: 27 de junio de 2014

Aceptación: 01 de agosto de 2014

Publicación: 02 de septiembre de 2014

COMBINACIÓN DE TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES Y GEOMETRÍA ANALÍTICA PARA LA DETECCIÓN DE LESIONES PATOLÓGICAS EN IMÁGENES DE MAMOGRAFÍA

COMBINATION OF DIGITAL PROCESSING TECHNIQUES OF IMAGES AND ANALYTIC GEOMETRY FOR THE DETECTION OF PATHOLOGICAL LESIONS IN MAMMOGRAM IMAGES

Danays Bárbara Costa Alonso¹

Alejandro Díaz Sotolongo²

Juan Antonio Martín Alfonso³

Noel Pérez Pérez⁴

1. Ingeniero Informático. Profesora del Departamento de Matemática, UNICA. Cuba. E-mail: albis@ingenieria.unica.cu
2. Máster, Ingeniero Informático. Profesor del Departamento de Ciencias Informáticas, UNICA. Venezuela. E-mail: alediazsotolongo@gmail.com
3. Doctor en Ciencias Físicas. Licenciado en Matemática. Profesor del Departamento de Matemática, UNICA. Cuba. E-mail: oto@centic.unica.cu
4. Máster, Ingeniero Informático. Investigador/estudiante de doctorado en el Instituto de Ingeniería Mecánica y Gestión Industrial (INEGI), Porto, Portugal. E-mail: nperez@inegi.up.pt

RESUMEN

En la presente investigación se propone un nuevo método computarizado para la detección del cáncer de mamas en imágenes de mamografías ipsilaterales, basado en la combinación apropiada de técnicas de Procesamiento Digital de Imágenes (PDI) y Geometría Analítica (GA) respectivamente. El método usa como punto de partida la imagen de mamografía medio-lateral oblicua (MLO) para extraer los elementos de referencias (musculo pectoral, pezón y rectas tangentes a la lesión) que serán detectados en la imagen de mamografía cráneo-caudal (CC) y son considerados importantes para la detección exitosa de la lesión patológica. El método propuesto se validó usando dos volúmenes (selección aleatoria) de la base de datos de dominio público Digital Database for Screening Mammography (DDSM). De acuerdo con la prueba estadística de Wilcoxon, nuestro método revelo un desempeño satisfactorio en la detección de lesiones patológicas (LPs) en imágenes de mamografías. Además, de ser capaz de reducir sustancialmente la proporción de Falsos Negativos (FN) por imagen.

ABSTRACT

In this work, it is proposed a new ipsilateral Breast Cancer Computer Aided Detection (CAdE) method based on a suitable combination of Digital Image Processing and Analitical Geometry techniques. The method uses as a starting point the mediolateral oblique (MLO) image view to extract all the reference elements (pectoral muscle, nipple and tangent lines to segmented lesion) that will be detected on the craneocaudal (CC) image view and are usefull for a successfully lesion detection. The proposed method was validated using two volumes (random selection) of the public Digital Database for Screening Mammography. According to the Wilcoxon statistical test, the proposed method revealed satisfactory performance in the detection of pathological lesions on mammograms. Also, it was able to substantially reduce the false positive ratio per image.

PALABRAS CLAVE

Procesamiento de imagen, geometría analítica, vista medio lateral oblicua, vista cráneo-caudal.

KEY WORDS

Image processing, analitical geometry, mediolateral oblique view, craniocaudal-view

INTRODUCCIÓN

El cáncer de mamas es considerado la causa más frecuente de mortalidad en el sexo femenino [1]. Según estadísticas publicadas por la Organización Mundial de la Salud se descubren anualmente cerca de un millón de mujeres con cáncer de mamas y se estima que más de 385 000 fallecen en todo el mundo producto de esta penosa enfermedad [2].

Dado que es una enfermedad difícil de prevenir debido a que la causa de origen es desconocida, esfuerzos mutuos por parte de científicos y especialistas médicos (radiólogos) están siendo conjugados para lograr detecciones más precisas (bajos índices de FN) en su etapa preliminar brindándoles a los pacientes una oportunidad de recuperación completa. Por tanto, la detección de signos tempranos de cáncer de mamas (por vía tradicional o informatizada) constituye un papel importante en la reducción de los índices de morbilidad y mortalidad.

La lectura de mamografías es la principal modalidad de detección del cáncer de mamas empleada y es considerada una técnica de análisis de imágenes de mamografías que consistentemente ha demostrado disminuir las tasas de mortalidad por dicha enfermedad. Otro método muy utilizado para la detección y diagnóstico del cáncer de mamas, es la doble lectura de mamografías (dos radiólogos leen las mismas mamografías) [3], la cual ha sido recomendada para reducir la proporción de posibles tumores no detectados, pero la carga de trabajo y los costos asociados son muy elevados. Debido a esto, la introducción de los sistemas de Diagnóstico Asistido por Computadoras (CAD), los cuales demandan el empleo de un especialista (radiólogo) están emergiendo como importantes herramientas de apoyo a los radiólogos.

Los sistemas CAD utilizan las tecnologías informáticas en función de la detección del cáncer de mamas, brindando una salida informática que permite ofrecer una “segunda opinión” al personal médico [4].

A pesar de los diferentes métodos y sistemas CAD utilizados para la detección y diagnóstico del cáncer de mamas, todavía existen ciertas insuficiencias en la detección de LPs, ya que el diagnóstico de mamografías no es lo suficientemente eficaz; debido a la falta de precisión en la detección por parte de los radiólogos (ocurrencia de FN) y por consiguiente la comunicación tardía a los pacientes del resultado del examen, lo que puede provocar un aumento del índice de mortalidad.

REVISIONES BIBLIOGRÁFICAS

SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES

Una de las técnicas que mayor desarrollo ha tenido en los últimos años es la segmentación de imágenes. En [5] se define la segmentación como “la extracción de un objeto de interés de una imagen arbitraria” y en [6] la definen como “la subdivisión de una imagen en sus partes constituyentes”.

Varios investigadores han propuesto métodos y técnicas para segmentar imágenes de mamografías, por ejemplo:

Karssemeijer [7] utiliza la transformada *Hough* para identificar el músculo pectoral como una línea recta en el borde de la mamografía. En [8] se propone dos métodos para la identificación del músculo pectoral en las mamografías. El primer método es una variante del método de Karssemeijer, el cual emplea la transformada *Hough*, sin embargo, demuestra que la hipótesis de una línea recta para la representación del músculo pectoral no es siempre válida, lo que puede ocasionar limitaciones en las fases posteriores de análisis de imagen. El segundo método se basa en el filtrado direccional mediante el uso de wavelets Gabor.

Varios autores han reportado técnicas para delimitar el borde de la mama [9]. Además en [10] se desarrolló un método para la identificación del borde de la mama usando modelos de contornos activos, en el cual se realiza primeramente un mejoramiento del contraste y luego una umbralización de la imagen de mamografía. El borde final es obtenido después de aplicarse un algoritmo adaptado especialmente a los modelos de contornos activos. El método se aplicó a 84 mamografías MLO de la base de datos *MiniMIAS*. La evaluación de los contornos de la mama obtenidos con este método fue realizada basada en el porcentaje de píxeles de Falsos Positivos (FP) y FN, en comparación con los contornos que fueron dibujados manualmente por un radiólogo. El promedio de la fracción de FP y FN fue de 0,41% y 0,58%, respectivamente.

Betal [11] utilizó morfología matemática para detectar calcificaciones. Aplicó un algoritmo de mejoramiento de imágenes para resaltar bordes y suavizar regiones homogéneas. Luego aplicó operadores de apertura, cierre y binarización para obtener marcadores únicos para cada microcalcificación. El umbral de binarización fue determinado manualmente por un radiólogo.

TÉCNICAS DE GEOMETRÍA ANALÍTICA

Se conoce como GA al estudio de ciertos objetos geométricos mediante técnicas básicas del análisis matemático y del álgebra en un determinado sistema de coordenadas. Se podría decir que es el desarrollo histórico que comienza con la geometría cartesiana y concluye con la aparición de la geometría diferencial con Carl Friedrich Gauss y más tarde con el desarrollo de la geometría algebraica.

Las técnicas de GA, por su gran importancia y aplicabilidad han sido utilizadas en diversas investigaciones para el análisis de imágenes de mamografías. Tal es el caso de Olsén y Georgsson [12] los cuales desarrollaron un método para demostrar la efectividad del uso de la aproximación geométrica en imágenes de mamografías. En [9] se utilizó la ecuación de la tangente a una curva para determinar el borde de la mama.

Otro ejemplo, es el método realizado por Qian [13] en el cual se empleó la ecuación de la distancia entre dos puntos, para calcular la distancia de proyección desde el centroide de la lesión sospechosa hasta el pezón de la mama, en las imágenes de ambas vistas de mamografías, y esta distancia calculada fue adoptada como una característica espacial extraída y utilizada posteriormente en el análisis iterativo del método referenciado.

En [14] se desarrolló un método para la detección del cáncer de mamas donde utiliza la ecuación de la recta para trazar dos rectas tangentes a la lesión sospechosa segmentada por el especialista médico en las imágenes de ambas vistas de mamografías, además emplea la ecuación de distancia euclidiana para calcular la distancia del pezón a cada una de las rectas tangentes a la lesión.

MÉTODO PROPUESTO

A continuación se describe el método desarrollado para la detección de LPs presentes en imágenes de mamografías, el cual se fundamenta en la correcta combinación de técnicas de PDI y GA. También se presenta el proceso de análisis y validación de los resultados experimentales obtenidos en la investigación, los cuales permitieron evaluar el desempeño del método propuesto. Por acuerdo, las imágenes de la DDSM usadas en este estudio fueron obtenidas a partir del proyecto "Image Retrieval in Medical Applications (IRMA)" (cortesía del profesor TM Desermo, Dept. of Medical Informatics, RWTH Aachen, Germany) donde las imágenes originales en formato JPEG fueron convertidas a 16 bits en el formato PNG (portable network graphics de sus siglas en inglés) [15] [16].

DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO

El nuevo método que se propone se basa principalmente en el análisis de las imágenes de dos vistas de mamografías (MLO y CC), para ello, se emplea una combinación de técnicas de PDI y GA. Además el mismo está compuesto por cuatro etapas fundamentales:

1. Pre-procesamiento de las imágenes.
 - Mejoramiento de imagen.
 - Segmentación.
2. Detección de elementos de referencia en la vista MLO.
 - Músculo Pectoral.
 - Pezón.
 - Rectas tangentes a la lesión.
3. Detección de elementos de referencia en la vista CC.
 - Músculo Pectoral.
 - Pezón.
4. Detección de la lesión en la vista CC.

Pre-procesamiento de las imágenes

El pre-procesamiento empleado en el método propuesto, tiene como argumento de entrada las imágenes MLO y CC de cada caso de paciente.

- *Mejoramiento de imagen*

El mejoramiento de imagen se trata típicamente de técnicas de mejoría de contrastes, eliminación de ruidos o simplemente de aislamiento de regiones de intereses que contribuyan a un tratamiento conveniente de los datos de entrada (imágenes) de forma tal que como salida se obtenga una imagen mejorada para análisis posteriores. En esta investigación se aplica primeramente el filtro de la mediana para minimizar los ruidos heredados del protocolo de adquisición de las imágenes (ejemplo: el ruido sal y pimienta generado por los escáner, tomógrafos, somatones, etc.), así como preservar los bordes de las posibles lesiones presentes en las imágenes. Este filtro ha demostrado ser menos sensible y consistente en la reducción de ruidos bajo condiciones extremas debido a que asigna como salida (pixel de salida) el valor de la mediana calculado a partir de la matriz

de intensidades de entrada (Región de Interés bajo procesamiento) [17] y posteriormente la Ecuación del Histograma de Contraste Adaptativo (CLAHE), la cual realiza una mejora del contraste de forma uniforme mediante la transformación de los valores de intensidad de los píxeles de las imágenes, posibilitando el aumento de los niveles de intensidades de los objetos de interés. Este filtro básicamente, particiona la imagen en regiones pequeñas (cuadros), las cuales son mejoradas (contraste acentuado) localmente. El CLAHE analiza cada cuadro individualmente antes de ensamblar la imagen final, produciendo una imagen de salida con valores de intensidades uniformemente distribuidas [18] (ver Figura 1).

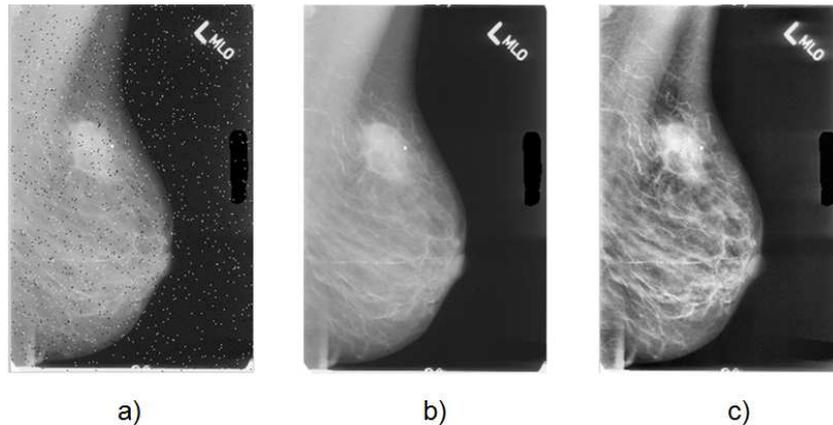


Figura 1. Mejora de la Imagen a) Imagen original. b) Imagen mejorada con el filtro de la mediana. c) Imagen mejorada con el CLAHE. **Fuente:** Elaboración propia.

- **Segmentación**

El proceso de segmentación de la lesión se realiza de forma semi-automática, el especialista médico realiza la segmentación de la posible lesión (forma manual) en las imágenes bajo estudio (la segmentación sólo se realizará en la imagen MLO, ya que es la imagen de partida en el método propuesto) basado en el uso de la técnica *live wire* (ver Figura 2), también conocida como “cortes inteligentes”. Esta técnica ha sido usada y empleada con éxito en el análisis de otras imágenes, como para la segmentación y seguimiento de hemorragias intracerebrales [19] [20] [21].

Con la aplicación del *live wire* se obtuvo el contorno y el centroide de la lesión, los cuales serán usados como puntos iniciales en la detección y localización de algunos elementos de referencia en esta imagen.

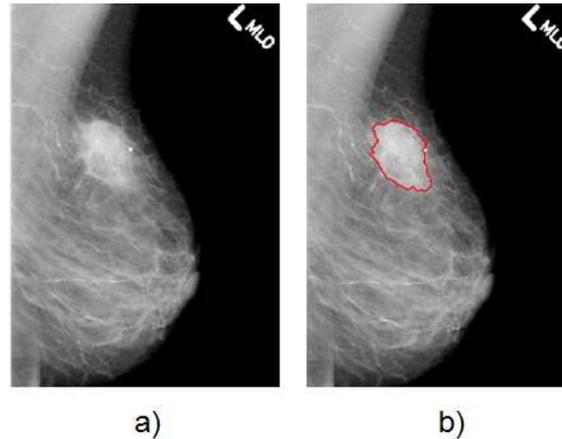


Figura 2. Segmentación con el *live wire* a) Imagen original mejorada b) Imagen segmentada.

Fuente: Elaboración propia.

Detección de elementos de referencia en la vista MLO

- *Detección del Músculo Pectoral*

El primer elemento de referencia que fue necesario determinar es el músculo pectoral, ya que el mismo es utilizado como elemento de partida en la siguiente etapa para detectar el pezón de la mama (segundo elemento de referencia). El proceso de detección del músculo pectoral se realiza seleccionando siempre la mitad derecha de la imagen MLO, ya que el músculo siempre va a estar comprendido en la parte derecha de dicha imagen, evitando de esta forma un análisis exhaustivo de la misma (ver Figura 3 a)). Consecutivamente para detectar los contornos de la imagen se utiliza el filtro de Canny.

En esta investigación se determinó establecer los dos umbrales automáticos, debido a la variabilidad de los valores de intensidad de las imágenes analizadas. El resultado de este proceso será una imagen binaria como se muestra en la (ver Figura 3 b), la cual contiene las principales regiones con mayores diferencias de intensidad, entre ellos el músculo pectoral.

A continuación se realizan dos búsquedas: una primera búsqueda (B_1) de derecha a izquierda y la segunda (B_2) de arriba hacia abajo, partiendo del borde de la imagen filtrada, con la cual se pretende encontrar los píxeles con nivel de intensidad igual a 1 (línea que identifica el borde del músculo), con el objetivo de situar dos puntos: el primero en el extremo superior y el otro en el extremo inferior para unirlos mediante una recta que en este caso nos va a representar el músculo pectoral como se muestra en la Figura 3 c).

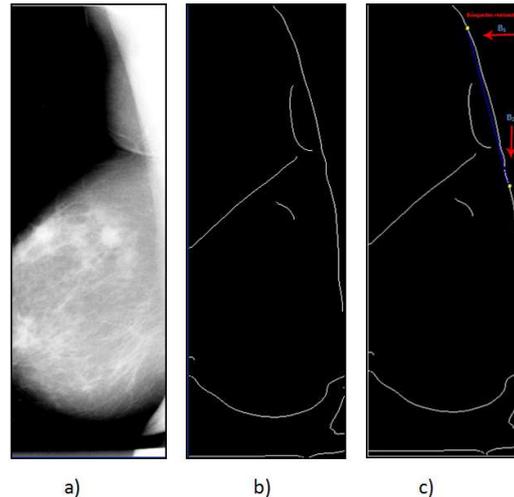


Figura 3. Detección del Músculo Pectoral a) Mitad derecha de la imagen MLO b) Imagen filtrada con Canny c) Detección del músculo pectoral. **Fuente:** Elaboración propia.

- **Detección del Pezón**

En esta investigación se toma como segundo elemento de referencia el pezón de la mama. Primeramente se realiza una búsqueda para encontrar el punto más extremo del borde de la mama (P_1), el cual generalmente está muy próximo al pezón. Para ello, se le aplicó a la imagen MLO original varias técnicas de PDI, entre ellas se realizó una transformación de intensidad (Figura 4 b), para realzar los niveles de intensidad de la misma, posteriormente se convirtió la imagen anterior a binaria (Figura 4 c), y se empleó un operador morfológico de apertura y un elemento estructurante de forma de disco con un radio de 18 (Figura 4 d), el cual provoca la eliminación de los objetos que no contienen completamente un disco de radio 18, garantizando así eliminar todos los píxeles que no pertenecen a la mama. Seguidamente se hace un barrido de la imagen despreciando el tercio superior de la misma, ya que se determinó que la ubicación del pezón, a pesar de la variación en el tamaño de la mama, nunca se va a encontrar en esta región, este recorrido de la imagen tiene como objetivo localizar el punto más próximo a su borde izquierdo (P_1) (Figura 4 e).

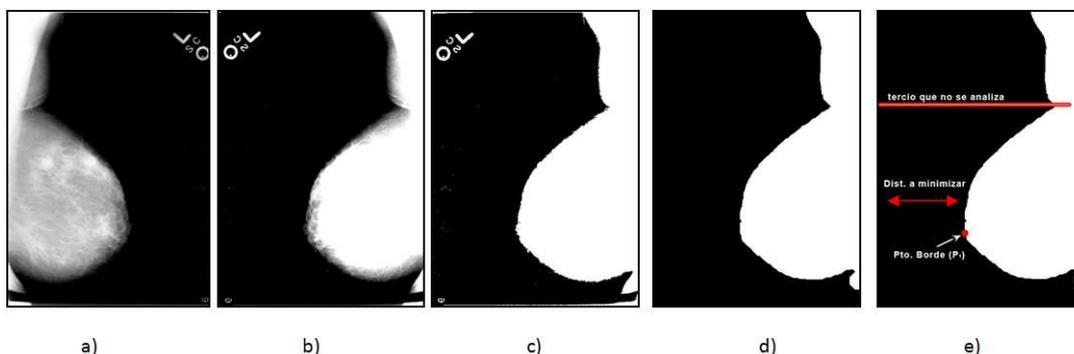


Figura 4: Detección del Pto. Borde a) Imagen MLO original b) Imagen con transformación de intensidad c) Imagen binaria d) Imagen con una apertura e) Detección del Pto. Borde.

Fuente: Elaboración propia.

A partir de los puntos P_1 y P_2 , situados sobre el músculo pectoral se determinan las ecuaciones paramétricas de la recta que representa dicho músculo. Se asume que el pezón denotado por P_z es el punto más alejado de la recta que representa el músculo pectoral. Para localizar dicho punto se construye la sucesión de distancias de los puntos del borde de la mama a la recta que representa al músculo pectoral y se determina el máximo de dicha sucesión (ver Figura 5). El cálculo de la distancia se realiza mediante la fórmula de distancia de un punto a una recta.

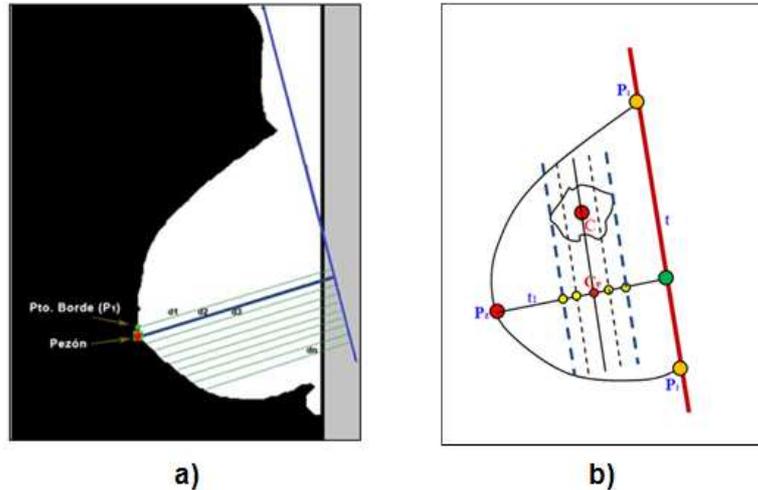


Figura 5: Detección del pezón a) Sucesión de distancias b) Puntos y rectas sobre la curva.

Fuente: Elaboración propia.

- **Detección de las rectas tangentes a la lesión**

A partir de la lesión segmentada (ver epígrafe 1.2), se ubica el centroide C de la misma y partiendo de éste, se determina la coordenada sobre el eje de la mama de su proyección C_e , de forma tal que el segmento trazado sea paralelo al músculo pectoral; este proceso es análogo al anteriormente expuesto. Ya ubicados en el punto sobre el eje de la mama se desplaza el mismo acercándose al pezón y al músculo pectoral como se observa en la Figura 5 b) hasta encontrar las dos rectas tangentes al borde de la lesión y paralelas al músculo pectoral (tercer elemento de referencia) el proceso se ha denotado con trazos discontinuos en la Figura 5 b). En la Figura 6 se muestra el resultado de dicho proceso mediante el prototipo de software funcional realizado para probar el desempeño del método propuesto. Los cálculos matemáticos usados para este proceso se basan en la determinación de la ecuación de la recta que pasa por un punto y es paralela a un vector dado, teniendo en cuenta además que la intersección de dicha recta con el conjunto de puntos que representa el borde de la lesión tiene que ser un conjunto unitario.

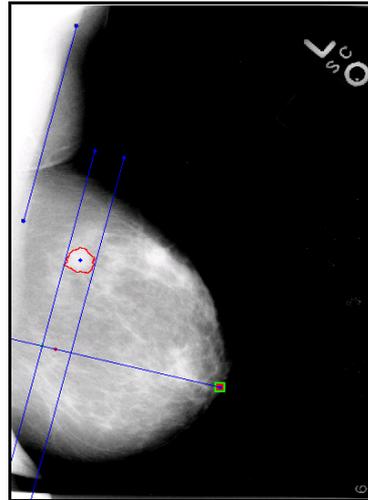


Figura 6. Detección de las rectas tangentes a la lesión.

Fuente: Elaboración propia.

Detección de elementos de referencia en la vista CC

- *Detección del Músculo Pectoral*

Para detectar el músculo pectoral en esta vista no es necesario realizar cálculo alguno, ya que el mismo es asumido como el eje vertical según [14]. En realidad el borde izquierdo de la imagen es una recta paralela y muy próxima al músculo, como se muestra en la Figura 7.

- *Detección del Pezón*

En la vista CC el pezón siempre va a ser el punto más alejado del borde izquierdo de la imagen (ver Figura 7), por lo tanto es el más próximo al borde derecho de la misma, punto que se localiza realizando el mismo procedimiento utilizado para calcular el punto P_1 en la imagen MLO (ver apartado 2.2).

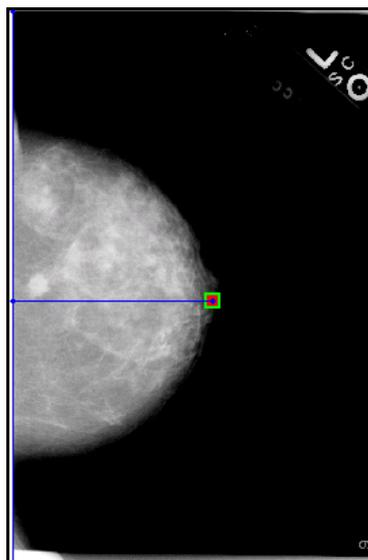


Figura 7. Detección del músculo pectoral y del pezón en la imagen CC

Fuente: Elaboración propia.

Detección de la lesión en la vista CC

En el proceso de detección de la lesión en la vista CC es de gran utilidad identificar una franja paralela a la recta que representa el músculo pectoral, donde sea más probable que se encuentre ubicada la lesión segmentada por el especialista médico en la imagen MLO. Para ello, se determina el ángulo formado por el borde izquierdo y el músculo pectoral en la imagen MLO como se muestra en la Figura 8, el cual se determinó evaluando la expresión para el ángulo entre dos rectas.



Figura 8. Ángulo de inclinación calculado en la MLO.

Fuente: Elaboración propia.

A partir del ángulo anteriormente calculado y las distancias del pezón a las rectas tangentes a la lesión en la vista MLO, se determina la distancia del pezón a las rectas tangentes a la lesión detectada en la vista CC (ver Figura 9).

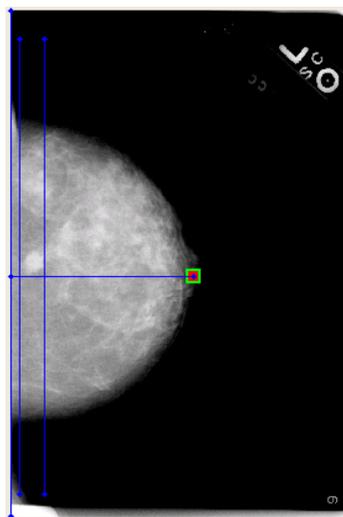


Figura 9. Ubicación de la lesión en la imagen CC.

Fuente: Elaboración propia.

RESULTADOS EXPERIMENTALES

La detección de LPs es uno de los aspectos de mayor importancia en el análisis de imágenes de mamografías. Éste permite brindarle una segunda opinión al especialista médico, el cual puede corroborar con cierto grado de certeza, la sospecha de que exista o no la LP segmentada inicialmente. Por tanto mientras menor sea el valor de los FN, y mayor sea el valor de los Verdaderos Positivos (VP), más precisa será la detección realizada.

Para evaluar el desempeño del método propuesto se calcularon además los valores de las Fracción de Verdaderos Positivos(FVP), Fracción de Falsos Negativos(FFN) y Fracción de Falsos Positivos(FFP) y se realizó una comparación con el método desarrollado por Altrichter [14]. En la tabla 1 se muestran los resultados obtenidos en la detección de LPs de las imágenes de mamografías pertenecientes al Volumen 1 de la Base de Datos *DDSM*.

Métodos	VP	FN	FVP	FFN	FFP
Propuesto	74	5	0.94	0.06	0.15
Altrichter [14]	65	14	0.82	0.18	0.28

Tabla 1. Valores de la detección de LPs en el Volumen 1 de la *DDSM*.

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar el método propuesto tiene un mejor desempeño que el desarrollado por Altrichter [14]. Pues el método propuesto alcanza un mayor valor de VP y un menor valor de FN, además detecta un mayor porcentaje de VP/imagen (FVP) y un menor porcentaje de FN y FP/imagen respectivamente (FFN y FFP) en comparación con el desarrollado por Altrichter [14], lo que demuestra el buen comportamiento del método propuesto.

Para corroborar si estos resultados tienen significación estadística se aplicó la prueba de Wilcoxon para dos muestras relacionadas, la cual es recomendada por Demsar en estos casos [22]. Para ello, se comparó el método propuesto con el desarrollado por Altrichter [14]. En este caso, se estableció como hipótesis nula que no existen diferencias significativas entre el desempeño del método propuesto y el otro método. Como hipótesis alternativa se formuló, que el método que se propone tiene menor valor de FN que el otro algoritmo. El valor de significación adoptado fue de 0.05, para un 95% de confianza. En la tabla siguiente se muestran los resultados de la prueba.

Método Propuesto vs. referenciado en la Literatura	G - P - E	Z	Sig. asintót. (bilateral)
	9 - 0 - 70	-3.000	0.003

Tabla 2. Estadísticos de contraste de la prueba de Wilcoxon para la detección de LPs en el Volumen 1. **Fuente:** Elaboración propia.

Nota: Los valores de la triada **G - P - E** corresponden a la cantidad de veces que el método propuesto ganó, perdió y empató respectivamente con el método referenciado en la literatura.

Como se puede observar en la tabla 2, el método propuesto tiene un mejor desempeño que el desarrollado por Altrichter [14]. Esto se infiere a partir de los valores de significación asintótica, los cuales son menores que 0.05, permitiendo rechazar la hipótesis nula.

Con respecto a los resultados alcanzados del análisis realizado a las imágenes de mamografías pertenecientes al Volumen 2 de la DDSM, se muestran en la Tabla 3, los valores de la detección de LPs (VP y FN) obtenidos en dicho Volumen, además se calcularon las FVP, FFN y FFP.

Métodos	VP	FN	FVP	FFN	FFP
Propuesto	87	9	0.91	0.09	0.22
Altrichter [14]	77	19	0.80	0.20	0.34

Tabla 3. Valores de la detección de LPs del método en el Volumen 2 de la DDSM.

Fuente: Elaboración propia.

De igual forma en la tabla anterior se puede observar que los valores de VP y FN señalados en negrita corresponden al método propuesto. Como se puede apreciar el método propuesto tiene menor valor de FN y mayor valor de VP que el método desarrollado por Altrichter [14], además al igual que en la tabla 1 se observa que el mismo detecta un mayor porcentaje de VP/imagen y un menor porcentaje de FN y FP/imagen en comparación con el método desarrollado por Altrichter [14].

Aplicando la prueba de Wilcoxon a estos datos, empleando las mismas hipótesis que se utilizaron en la comparación realizada en la Tabla 2, se obtienen los resultados siguientes:

Método Propuesto vs. Altrichter [14]	G - P - E	Z	Sig. asintót. (bilateral)
	10 - 0 - 86	-3.162	0.002

Tabla 4. Estadísticos de contraste de la prueba de Wilcoxon para la detección de LPs en el Volumen 2. **Fuente:** Elaboración propia.

En la Tabla anterior se observa, que con una significación de 0.05, el método propuesto es superior al referenciado en la literatura, ya que su valor de significación asintótica es de 0.002.

Después de haber realizado una comparación de los resultados alcanzados por el método propuesto y el referenciado en la literatura en la detección de LPs en los volúmenes 1 y 2 de la Base de Datos DDSM, se presentan en la tabla 5 los resultados generales, así como el porcentaje de detección alcanzado en la detección de LPs por ambos métodos, lo que permite evaluar el desempeño del método propuesto.

Métodos	VP	FN	% Detección
Propuesto	161	14	92
Altrichter [14]	142	33	81.1

Tabla 5. Valores totales de la detección de LPs. **Fuente:** Elaboración propia.

Aunque los resultados anteriores dan luz de la superioridad del método propuesto, fue realizada, una vez más, la prueba de Wilcoxon para dos muestras relacionadas. Permitiendo demostrar estadísticamente la existencia de diferencias significativas y el sentido de las mismas. A continuación, en la Tabla 6, se muestran los estadísticos obtenidos después de aplicar la prueba.

Método Propuesto vs. referenciado en la Literatura	G - P - E	Z	Sig. asintót. (bilateral)
	19 - 0- 156	-4.359	0.000

Tabla 6. Estadísticos de contraste de la prueba de Wilcoxon para la detección de LPs del método propuesto vs. Altrichter [14]. **Fuente:** Elaboración propia.

Los valores observados en la tabla anterior son rotundos. El método propuesto es significativamente superior al desarrollado por Altrichter [14], pues como se puede observar la significación asintótica es de 0.000, valor inferior a 0.05.

CONCLUSIONES

Se desarrolló un método para la detección de LPs, mediante el empleo de dos vistas de mamografías, el cual se basa en la combinación de técnicas de PDI y GA.

El método propuesto presenta un buen comportamiento en la detección de LPs y supera al empleado como objeto de comparación, ya que demuestra reducir satisfactoriamente el número de FN por imagen.

REFERENCIAS

1. Veloso, V., *Cancro da mama mata 5 mulheres por dia em Portugal*. CiênciaHoje. Lisboa, Portugal, 2009.
2. Kristin J. McLoughlin, P.J.B., Nico Karssemeijer, *Noise Equalization for Detection of Microcalcification Clusters in Direct Digital Mammogram Images*, in *IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING*. 2004. p. 313 - 320.
3. Health, D.o. (2002) *Breast Screening Programme*. Department of Health.
4. Scottish Intercollegiate Guidelines Network, *Management of breast cancer in women. a national clinical guideline*. 2005. **84**: p. 1-3.
5. R. Duda and P. Hart, *Pattern Classification and Scene Analysis*. Ed. Wiley, 1973.
6. Gonzalez and Woods, *Digital Image Processing*. Ed. Prentice Hall, 2002.
7. Karssemeijer, N., *Automated classification of parenchymal patterns in mammograms*. Phys. Med. Biol, 1998. **43**(2): p. 365–378.
8. R.J. Ferrari, et al., *Automatic identification of the pectoral muscle in mammograms*. IEEE Trans. Med. Imaging, 2004. **23**: p. 232-245.
9. Y. Sun, et al., *A new approach for breast skin-line estimation in mammograms*. Pattern Anal. Appl., 2006. **9**: p. 34–47.
10. R.J. Ferrari, et al., *Identification of the breast boundary in mammograms using active contour models*. Med. Biol. Eng. Comput. , 2004. **42**: p. 201–208.
11. D. Betal, N. Roberts, and G.H. Whitehouse, *Segmentation and numerical analysis of microcalcifications on mammograms using mathematical morphology*. The British Journal of Radiology, 1997(70): p. 903-917.
12. Olsén, C. and F. Georgsson, *The Accuracy of Geometric Approximation of the Mamilla in Mammograms*. Proc. of Computer Assisted Radiology and Surgery, Excerpta Medica ICS 1256, 2003: p. 956-961.
13. Wei Qian, et al., *Computer-Aided Mass Detection Based on Ipsilateral Multiview Mammograms*. Academic Radiology, Mayo, 2007. **14**(5): p. 530-538.
14. Márta Altrichter, Zoltán Ludányi, and G. Horváth, *Joint Analysis of Multiple Mammographic Views in CAD Systems for Breast Cancer Detection*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2005(3540): p. 760-769.
15. J. E. de Oliveira, A. M. Machado, G. C. Chavez, A. P. Lopes, T. M. Deserno, and A. Araujo Ade, "MammoSys: A content-based image retrieval system using breast density patterns," *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 99, pp. 289-97, Sep 2010.
16. Júlia E. E. Oliveira, Mark O. Gueld, Arnaldo de A. Araújo, Bastian Ott, and T. M. Deserno., "Towards a Standard Reference Database for Computer-aided

- Mammography," in SPIE - Medical Imaging 2008: Computer-Aided Diagnosis, 69151Y, 2008.
17. González, R.C., and Wintz, P., *Procesamiento digital de imágenes*. Addison-Wesley, Tema 3,4. 1996.
 18. Díaz, S.A.O., *Detección Automática de Agrupamientos de Microcalcificaciones en Mamografías Digitalizadas*. 2004.
 19. N. Perez, J. A. Valdes, M. A. Guevara, L. A. Rodriguez, and A. J. Silva, "A new semiautomatic method for ICH segmentation and tracking from CT head images". London: Taylor & Francis Ltd, 2008. pp. 323-325. ISBN 978-0-415-45777-4.
 20. Noel Pérez, Jose Valdés, Miguel Guevara, Augusto Silva, "Spontaneous Intracerebral Hemorrhage Image Analysis Methods: A Survey", *Advances in Computational Vision and Medical Image Processing*. 2009, Springer Netherlands. 13: p235-251. (http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4020-9086-8_14)
 21. Noel Pérez, José A Valdés, Miguel A Guevara, Luis A Rodríguez, JM Molina, "Set of methods for spontaneous ICH segmentation and tracking from CT head images", *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications. Lecture Notes in Computer Science*, 2007, Volume 4756/2007, 212-220. (http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-76725-1_23)
 22. J. Demsar, Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets. *Journal of Machine Learning Research*, 2006. 7: p. 1-30.