

Gibran Rios Alcaraz

Implementación de un Diagnóstico Asistido por Computadora para la
detección de Micro-calcificaciones en Mamografías

2014



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería

**Implementación de un Diagnóstico Asistido por
Computadora para la Detección de Micro-
calcificaciones en Mamografías**

Tesis
Que como parte de los requisitos para obtener el
grado de

**Maestro en Ciencias en Instrumentación y
Control Automático**

Presenta

Ing. Gibran Rios Alcaraz

Dirigido por

Dr. Alberto Pastrana Palma

C. U. Santiago de Querétaro, Querétaro;
Junio del 2014



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería
Maestría en Ciencias Instrumentación y Control Automático

Implementación de un Diagnóstico Asistido por Computadora para la Detección de Micro-calcificaciones en Mamografías

TESIS

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de
Maestro en Ciencias en Instrumentación y Control Automático

Presenta:
Gibran Rios Alcaraz

Dirigido por:
Dr. Alberto Pastrana Palma

Dr. Alberto Pastrana Palma
Presidente

Dr. Damián Vargas Vázquez
Secretario

Dr. Angélica R. Jiménez Sánchez
Vocal

Dr. Jesús Carlos Pedraza Ortega
Suplente

Dr. Aurora Femat Díaz
Suplente

Dr. Aurelio Domínguez González
Director de la Facultad

Firma
Firma
Firma
Firma
Firma

Dr. Irineo Torres Pacheco
Director de Investigación y
Posgrado

Centro Universitario
Querétaro, Qro.
Junio de 2014
México

RESUMEN

Esta investigación está enfocada en la detección de micro-calcificaciones ya que el uso de sistemas de Diagnóstico Asistido por Computadora (CAD por sus siglas en inglés) para la detección de micro-calcificaciones no han tenido tan buenos resultados como en la detección de otros signos de diagnóstico, como lo son las lesiones, masas y calcificaciones. Uno de los problemas comunes que ocasiona un bajo rendimiento en la detección de micro-calcificaciones es el alto índice de ruido que se interpreta como micro-calcificaciones, lo que se le conoce como falsos-positivos. Este tipo de errores en un radiólogo se debe a muchos factores como lo son la dificultad de percepción, la experiencia del radiólogo, condiciones de visualización; en un sistema CAD esta presencia de falsos-positivos se debe al bajo contraste y al ruido que rodea las micro-calcificaciones como el tejido mamario, los conductos mamarios y las venas suelen confundirse como micro-calcificaciones. Por lo tanto el objetivo principal es la reducción de los falsos-positivos detectados por el sistema CAD, para el cual se propone un pre-procesado de la mamografía para mejorar el contraste mediante el uso de un operador de contraste basado en la Ley de Weber y la adaptación automática de contraste; además de la mejora de contraste en el pre-procesado se realiza una reducción de ruido aplicando énfasis de alta frecuencia. Una vez aplicado el pre-procesado se procede a la detección de micro-calcificaciones mediante la transformada Wavelet, la cual tiene la ventaja de representar a las micro-calcificaciones como componentes de alta frecuencia en la descomposición Wavelet. Los resultados son evaluados mediante la sensibilidad y falsos-positivos por imagen, los cuales son representados gráficamente en la curva FROC.

(Palabras clave: detección, micro-calcificación, transformada Wavelet, CAD, falsos-positivos)

SUMMARY

This research is focused on the detection of micro-calcifications based on Wavelet transform. The main objective is to reduce the presence of false - positive which may be caused by tissue, milk ducts or veins in the breast. A low rate of false - positive is important because they may be interpreted by radiologists as micro-calcifications during diagnosis. To reduce the occurrence of false – positive a contrast enhancement based on Weber's Law and the automatic adjustment of contrast is proposed. Another aspect that produces false-positive marks is the presence of noise; to solve this problem a high-pass filter based on high frequency emphasis is implemented. After applying the contrast enhancement and noise reduction, the low frequency components in the wavelet decomposition are eliminated by using Wavelet Shrinkage technique. The detected micro-calcifications are evaluated through sensitivity and false-positives per image and are represented graphically in the FROC curve.

(Key words: detection, micro-calcification, Wavelet transform, CAD, false-positive)

DEDICATORIA

Quiero dedicar este trabajo a mis padres Miguel Ángel Rios Espinoza y Martha Patricia Alcaraz Castañeda quienes son la inspiración que tengo para superar todas mis metas y el mayor ejemplo a seguir que tengo en la vida.

A mis hermanos Martha Guadalupe Rios Alcaraz y Miguel Ángel Rios Alcaraz que me han acompañado en todas las etapas de mi vida y me han ayudado a forjarme en la persona que soy hoy en día.

De la misma manera dedico este trabajo a mis compañeros de Maestría Alberto, Julio, Manuel, Sergio y Rut con quienes he aprendido y compartido estos 2 años de estudio.

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar quiero dar gracias a Dios por darme salud y la oportunidad de seguir superándome día a día. También quiero darle las gracias a mi familia ya que son una parte importante de mi vida, siempre me han apoyado en mis decisiones e impulsado a seguir adelante.

Quiero agradecerle a mi asesor Dr. Alberto Pastrana Palma por darme la oportunidad de trabajar con él en este proyecto, por su apoyo y su dedicación.

A todos mis maestros por las enseñanzas que me dieron durante la Maestría en especial al Dr. Roberto Valentín Carrillo Serrano y al Dr. Damián Vargas Vásquez los cuales han tenido un buen impacto tanto en mi persona y me han ayudado en mi investigación.

Al Jefe de la División de Investigación y Posgrado Dr. Manuel Toledano Ayala y al Coordinador de la Maestría Dr. Edgar A. Rivas Araiza por su dedicación hacia sus alumnos.

A CONACyT por la beca otorgada para la realización de la Maestría en la Universidad Autónoma de Querétaro.

A la Universidad Autónoma de Querétaro por la oportunidad de que me dio de realizar mis estadías y de seguir superándome al estudiar la Maestría.

ÍNDICE

	Página
Resumen	i
Summary	ii
Dedicatoria	iii
Agradecimientos	iv
Índice	v
Índice de cuadros	vii
Índice de figuras	viii
I.INTRODUCCIÓN	1
Hipótesis	4
Objetivo General	4
Objetivos Particulares	4
Organización del documento	5
II.REVISIÓN DE LITERATURA	7
Fundamentación teórica	7
Antecedentes	11
Sistemas CAD	18
Métodos de medición	29
Operador de contraste basado en la Ley de Weber	32
Adaptación automática de contraste	33
Énfasis de alta frecuencia	35
Gradiente	38
Gradiente Morfológico	39
Hard-Threshold (Umbral Duro)	40
Transformada Wavelet	41
III.METODOLOGÍA	43
Materiales	43
Mejora de contraste	47
Reducción de ruido	49
Detección de micro-calcificaciones	50
Evaluación del proceso	54

IV.RESULTADOS Y DISCUSION	59
Mejora de contraste	59
Reducción de ruido	62
Transformada Wavelet	64
Conclusiones	79
LITERATURA CITADA	80
Citas bibliográficas	80

ÍNDICE DE CUADROS

	Página
Cuadro 1.1 Análisis de comparación sobre la eficiencia de un radiólogo con experiencia y un radiólogo sin experiencia ante dos CAD's distintos. Tabla por U. Bottigli et al. (2003).	3
Cuadro 2.1 Clasificación de los distintos tipos de anomalías observables en una mamografía que pueden ser indicativos de la presencia de un tumor maligno por Llobet Azpitarte (2006).	8
Cuadro 2.2 Definición de las variables de evaluación en términos de diagnóstico y detección de micro-calcificaciones.	10
Cuadro 2.3 Análisis comparativo de la evaluación del desempeño en la detección de micro-calcificaciones en trabajos previos.	14
Cuadro 2.4 Análisis comparativo de la evaluación del desempeño de los métodos publicados recientemente en referencia a la base de datos MIAS. Rizzi et al. (2009).	15
Cuadro 2.5 Análisis comparativo de la evaluación del desempeño de los métodos publicados recientemente en referencia a la base de datos MIAS Rizzi et al. (2009). (Continuación).	16
Cuadro 4.1 Comparación de métodos para la eliminación de tejido alrededor de las micro-calcificaciones.	63
Cuadro 4.2 Resultado de la detección de micro-calcificaciones mediante la transformada Wavelet con diferentes procesos en la mamografía.	65
Cuadro 4.3 Resultados del índice de contraste de la mamografía original y de la mamografía con la mejora de contraste.	71
Cuadro 4.4 Resultados de la detección de micro-calcificaciones sin las mamografías mostradas en la Figura 4.11.	77

ÍNDICE DE FIGURAS

	Página
Figura 2.1 Algoritmo de localización de agrupaciones de micro-calcificaciones utilizando Redes Neuronales. Mata Campos (2003).	18
Figura 2.2 ROI's detectadas en una mamografía: un agrupamiento y una masa. Mata Campos (2003).	20
Figura 2.3 Ejemplo de documento Mammagraph™ resultado de un diagnóstico. Mata Campos (2003).	22
Figura 2.4 Curva ROC para las lesiones masivas (realizado con 515 mamografías, 102 que contiene las opacidades y / o lesiones irregulares). Bottigli et al. (2003).	25
Figura 2.5 Curva ROC para la agrupación de micro-calcificaciones (realizado con 865 mamografías, de las cuales 370 contienen grupos de micro-calcificaciones). Bottigli et al. (2003).	26
Figura 2.6 Curvas FROC obtenidas para la detección de micro-calcificaciones por Lado et al.	30
Figura 2.7 Operación de Auto-contraste y representación de los valores de la ecuación (16); a) es el histograma de la imagen original y b) histograma del resultado de la operación.	34
Figura 2.8 Gráficos de varios tipos de wavelet. a) Wavelet de Haar, b) Wavelet de Daubechies, c) Wavelet de Morlet.	41
Figura 3.1 Diagrama de bloques del proceso para detección de Micro-calcificaciones.	44
Figura 3.2 Mamografía de ejemplo Mdb209 de la base de datos MIAS; mamografía en su estado original.	45
Figura 3.3 Diagrama del proceso interno de cada etapa del algoritmo.	46

Figura 3.4 a) Mamografía Mdb209, b) resultado del operador de contraste basado en la ley de Weber, c) resultado de la adaptación automática de contraste, d) resultado del ajuste de 8 a 16 bit y e) resultado final.	47
Figura 3.5 a) Resultado de la mejora de contraste, b) resultado del gradiente morfológico y c) resultado del filtro énfasis de alta frecuencia.	49
Figura 3.6 Pasos del proceso de descomposición de una imagen. a) Imagen original. b) Descomposición en dirección vertical. c) Descomposición de b) en dirección horizontal (Resultado final).	50
Figura 3.7 Diagrama del proceso de descomposición wavelet.	51
Figura 3.8 Ejemplo de descomposición wavelet a diferentes niveles de descomposición.	52
Figura 3.9 Micro-calcificaciones sospechosas detectadas utilizando la transformada Wavelet a la Figura 3.9.	53
Figura 3.10 Región de interés de la mamografía Mdb209 de la base de datos MIAS.	54
Figura 3.11 Localización de las micro-calcificaciones detectadas en la región de interés de la mamografía Mdb209 que pertenece a la base de datos MIAS.	55
Figura 3.12 Representación de las micro-calcificaciones en verdaderos-positivos(VP) y falsos-positivos (FP) donde los VP son las marcadas en azul y los FP las marcadas en rojo.	56
Figura 3.13 Proceso y evolución de la mamografía durante la detección de las micro-calcificaciones.	57
Figura 3.14 Resultado del proceso de mejora de contraste, reducción de ruido, detección y evaluación de micro-calcificaciones.	58

Figura 4.1 a) Mamografía Original mdb209 de la base de datos MIAS, b) resultado del Operador de Contraste basado en la Ley Weber aplicado a la imagen original (Figura 4.1 a)), c) resultado de la Adaptación Automática del Contraste aplicado a la imagen original, d) resultado del Operador de Contraste basado en la Ley Weber en conjunto con la Adaptación Automática del Contraste aplicado a la imagen original.	60
Figura 4.2 a) Acercamiento a la región de interés de la Figura 4.1 a), b) Acercamiento a la región de interés de la Figura 4.1 b), c) Acercamiento a la región de interés de la Figura 4.1 c), d) Acercamiento a la región de interés de la Figura 4.1 d).	61
Figura 4.3 a) Histograma de la Figura 4.1 a), b) Histograma de la Figura 4.1 b), c) Histograma de la Figura 4.1 c), d) Histograma de la Figura 4.1 d).	62
Figura 4.4 Resultados correspondientes a la mamografía Mdb216.	66
Figura 4.5 Resultados correspondientes a la mamografía Mdb233.	67
Figura 4.6 Resultados correspondientes a la mamografía Mdb209.	67
Figura 4.7 Resultados correspondientes a la mamografía Mdb227.	68
Figura 4.8 Resultados correspondientes a la mamografía Mdb223.	68
Figura 4.9 Resultados de la Curva FROC obtenidos con un rango de umbral que va desde 4 hasta 12.	69
Figura 4.10 Mamografía Mdb211 a) y sus microcalcificaciones c). Mamografía Mdb211 con mejora de contraste b) y sus microcalcificaciones d).	70
Figura 4.11 Mamografía Mdb216 a) y sus microcalcificaciones c). Mamografía Mdb211 con mejora de contraste b) y sus microcalcificaciones d).	72

Figura 4.12 Comparación entre las microcalcificaciones de la mamografía original a) y la mamografía con mejora de contraste b).	73
Figura 4.13 Ejemplo de falsos-positivos obtenidos en la detección con comparativa entre las mamografías originales y las mamografías mejoradas.	74
Figura 4.14 Mamografías con problemas de digitalización: a) Mdb211, b) Mdb218, c) Mdb238, d) Mdb239 y e) Mdb241.	76
Figura 4.15 Resultados de la curva FROC con las mamografías analizadas en el Cuadro 4.4.	78

I. INTRODUCCIÓN

El cáncer es un grupo de enfermedades que hacen que las células del cuerpo cambien y crezcan fuera de control. La mayoría de los tipos de células cancerosas con el tiempo forman un bulto o masa llamada tumor, y llevan el nombre de la parte del cuerpo donde se origina el tumor. El cáncer de mama comienza en el tejido mamario, que se compone de las glándulas para la producción de leche, llamado lóbulos, y los conductos que conectan los lóbulos al pezón. El resto de la mama se compone de ácidos grasos, conectivo, y el tejido linfático. La mayoría de las masas son benignas, es decir, que no son cancerosas, no crecen sin control o se propagan, y no son potencialmente mortales.

Uno de los estudios más importantes en la detección y prevención temprana de cáncer de mama son las mamografías, en las cuales los signos que nos ayudan a obtener el diagnóstico son las lesiones, masas y calcificaciones. Mata Campos (2003) menciona que la mamografía juega un papel muy importante como técnica empleada como detección precoz, el cual si se realiza de forma adecuada se puede disminuir las tasas de mortalidad al menos un 25% o 30%.

Los métodos utilizados para la detección de lesiones, formaciones de masas y calcificaciones no han tenido los mismos resultados para la detección de micro-calcificaciones. Esto se debe a que el bajo contraste y el ruido que se encuentra alrededor de las micro-calcificaciones como el tejido mamario, vasos sanguíneos y conductos mamarios suelen interpretarse como micro-calcificaciones. Kim et al. (2009) mencionan que el bajo contraste y la presencia de ruido son uno de los problemas críticos en la detección de micro-calcificaciones. Es importante mejorar estos puntos ya que los radiólogos así como pueden mejorar su sensibilidad (probabilidad de diagnosticar a un paciente correctamente como enfermo) al usar un sistema CAD también su especificidad (probabilidad de diagnosticar a un paciente correctamente como sano) se puede ver afectada.

Uno de los errores más comunes en radiología es la omisión en la percepción de objetos, lo que da lugar a los falsos-positivos, es decir, signos de diagnósticos que son descartados incorrectamente, ya sea por dificultad de percepción, condiciones de visualización, experiencia del radiólogo o el mismo cansancio, todos estos factores influyen y afectan el rendimiento de un radiólogo. El uso de sistemas CAD ha mostrado ser una herramienta útil como apoyo al radiólogo ayudando a eliminar los factores antes mencionados, dando como resultado que radiólogos sin experiencia puedan tener el mismo rendimiento en su sensibilidad que un radiólogo con experiencia; pero también los radiólogos sin experiencia al tener una mejor visualización de las radiografías están propensos a interpretar tejidos, vasos sanguíneos u otros patrones como signos sospechosos, ocasionando un menor rendimiento en su especificidad al que se tenía sin utilizar un sistema CAD (Cuadro 1.1). La comparación que se realizó en el Cuadro 1.1 fue entre el sistema CAD-X y el CALMA CAD. El sistema CAD-X es un sistema de diagnóstico automático comercial el cual en conjunto con su sistema Second Look[®] está enfocado en el diagnóstico de cáncer de mama. En cuanto al sistema CALMA CAD es un proyecto comercial para la detección de lesiones, masas y calcificaciones en mamografías desarrollado por el equipo de U. Bottigli et al. (2003). Esta disminución que tienen los radiólogos en el rendimiento de su especificidad al utilizar un sistema CAD se debe a la presencia de falsos-positivos que son entregados por estos mismos, y por tal motivo es de vital importancia que los métodos de detección tengan la capacidad de distinguir entre una microcalcificación y los tejidos, los conductos mamarios y las venas del busto.

Cuadro 1.1 Análisis de comparación sobre la eficiencia de un radiólogo con experiencia y un radiólogo sin experiencia ante dos CAD's distintos. Tabla por U. Bottigli et al. (2003).

Sensibilidad			
Radiólogo	Sin CAD	Con CAD-X	Con CALMA CAD
Con Experiencia	82.8%	94.3%	94.3%
Sin Experiencia	71.5%	82.9%	87.1%
Especificidad			
Radiólogo	Sin CAD	Con CAD-X	Con CALMA CAD
Con Experiencia	87.5%	84.2%	87.5%
Sin Experiencia	74.2%	70.8%	70.9%

El problema general en la detección de micro-calcificaciones es que los métodos utilizados para la detección de lesiones, formaciones de masas y calcificaciones en mamografías no han tenido los mismos resultados para la detección de micro-calcificaciones. Esto se debe a que el bajo contraste y el ruido que se encuentran alrededor de las micro-calcificaciones como el tejido mamario, vasos sanguíneos y conductos mamarios, suelen interpretarse como micro-calcificaciones.

Hipótesis

Por medio de un pre-procesado a la mamografía mediante un operador de contraste basado en la Ley de Weber y un filtro gradiente en conjunto con la Transformada Wavelet, es posible reducir la presencia de Falsos-positivos mejorando la detección de micro-calcificaciones en imágenes de mamografías caracterizadas por un bajo contraste y la presencia de ruido.

Objetivo General

Implementar técnicas de mejora de contraste y filtro pasa bajas que ayuden en el rendimiento de la detección de micro-calcificaciones disminuyendo el índice de falsos-positivos utilizando la Transformada Wavelet.

Objetivos Particulares

- Realzar las micro-calcificaciones del tejido normal mamario mediante la implementación de un operador de contraste basado en la Ley Weber y la técnica adaptación automática de contraste.
- Reducir el ruido que rodea las micro-calcificaciones aplicando un filtro de énfasis de alta frecuencia y el filtro gradiente morfológico.
- Implementar la transformada Wavelet con cada una las mejoras del contraste y filtros para la detección de las micro-calcificaciones.
- Analizar las áreas de interés para obtener los casos correcto e incorrectos según el diagnóstico de MIAS y Oporto Díaz (2004).
- Obtener los índices de sensibilidad y FP/img y compararlo con los estudios mostrados en los Cuadros 2.2, 2.3 y 2.4.

Organización del documento

A continuación se verán los conceptos básicos para una mayor comprensión del tema, especialmente aquellos conceptos relacionados con la mamografía, por ejemplo, cuáles son los signos típicos de diagnóstico en una mamografía, con su descripción e interpretación en la misma, dándole énfasis al tema de las micro-calcificaciones. De la misma manera se describen las variables verdaderos-positivos, verdaderos-negativos, falsos-positivos y falsos-negativos por imagen donde se verán como son interpretadas en la detección de micro-calcificaciones. Otro de los temas a tratar son los trabajos previos enfocados en la detección de micro-calcificaciones para visualizar el alcance y el rendimiento que tiene cada uno de los métodos. También se incluyen algunos de los sistemas CAD comerciales en los cuales se menciona un poco sobre su funcionamiento y su rendimiento, de igual importancia se mencionan los métodos para evaluar el rendimiento de los algoritmos, así como, las técnicas que se utilizarán para llevar a cabo la detección de micro-calcificaciones en este trabajo.

Una vez conocido los conceptos básicos y los trabajos previos se presenta la metodología seguida para el desarrollo del diagnóstico asistido por computadora propuesto. El diagnóstico de la mamografía está enfocado en la detección de micro-calcificaciones; este proceso de detección se divide de la siguiente manera: una etapa de pre-procesado en la imagen la cual consiste en una mejora de contraste y una reducción de ruido para finalmente aplicar otra etapa de detección y evaluación de micro-calcificaciones. En la mejora de contraste se verán las técnicas de operador de contraste basado en la ley de Weber y la adaptación automática de contraste, mientras que en la reducción de ruido se muestran las técnicas de gradiente morfológico y énfasis de alta frecuencia.

En la etapa de detección de micro-calcificaciones se describe el proceso utilizado para lograr el objetivo, el cual a grandes rasgos consiste en la descomposición de la mamografía aplicando la transformada Wavelet con el fin de aplicar un filtro pasa-baja a cada una de las imágenes de la descomposición Wavelet, posteriormente se aplica la transformada inversa Wavelet para obtener la localización de las micro-calcificaciones. Una vez localizadas se analizan los resultados obtenidos contra los resultados de los diagnósticos, para definir cuales micro-calcificaciones fueron detectadas correctamente o cuales no, con el fin de calcular los parámetros que nos permitan medir el rendimiento del algoritmo.

Finalmente se muestran los resultados obtenidos, en los cuales se da una pequeña conclusión sobre el rendimiento de las técnicas utilizadas durante cada etapa del proceso de detección (mejora de contraste, reducción de ruido y detección de micro-calcificaciones) y cerrar con las conclusiones generales sobre el trabajo.

II. REVISIÓN DE LITERATURA

Fundamentación teórica

Los signos típicos de diagnóstico tales como micro-calcificaciones y masas son difíciles de detectar porque las mamografías son imágenes de bajo contraste y mucho ruido. El tamaño medio de micro-calcificaciones es de aproximadamente 0.3 mm. Así, las características relevantes implicadas son variabilidad, ocurrencia a diferentes escalas y orientaciones, y la caracterización por cambios discontinuos en la intensidad, así como las variaciones globales más sutiles en la textura.

En el Cuadro 2.1 se muestran los distintos tipos de anomalías que pueden observarse en una mamografía y ser indicativos de la presencia de un tumor maligno. La ecografía permite generar una imagen a partir del eco recibido de una secuencia de ultrasonidos. Una ventaja de la ecografía frente a la mamografía es que, la primera, puede tomarse prácticamente desde cualquier ángulo. Otra gran ventaja de esta técnica radica en que permite distinguir los quistes (tumores benignos formados por líquido) de las masas sólidas (normalmente nódulos cancerosos). En la mamografía, por el contrario, las masas y los quistes tienen un aspecto muy parecido. La desventaja de la ecografía es que, aunque ofrece un buen contraste, ofrece una resolución espacial muy pobre. Una de las características que tienen la mayoría de las anomalías como se puede ver en el Cuadro 2.1 del trabajo de Llobet Azpitarte (2006) es que son representadas en la mamografía mediante conjunto de píxeles muy brillantes.

Cuadro 2.1 Clasificación de los distintos tipos de anomalías observables en una mamografía que pueden ser indicativos de la presencia de un tumor maligno por Llobet Azpitarte (2006).

Tipo	Apariencia
Micro-calcificaciones	Agrupación de pequeños puntos de gran intensidad
Masas circunscritas	Región más o menos circular con alto brillo
Masas radiales	Región con alto brillo y forma estrellada
Otras masas poco definidas	Región con alto brillo y bordes poco definidos
Distorsiones	Distorsión de la estructura normal de la mama
Asimetrías	Diferencia entre la apariencia de ambas mamas

Uno de los métodos utilizados para la detección de micro-calcificaciones se basa en la transformada wavelet, ya que proporcionan tanto la señal del espacio simultáneo como la localización de frecuencias y dan información sobre la localización y tipología de las singularidades de la señal. Una de sus ventajas es que los pixeles brillantes son representados como componentes de alta frecuencia en la descomposición wavelet.

Mencattini et al. (2010) explica en su trabajo que los altos valores de la circularidad de una masa a menudo se relacionan con la masa benigna mientras que valores bajos están a menudo relacionados con los casos malignos. Así, a cada paso, se comparan todos los valores de circularidad con el umbral en ese paso.

Cuatro casos se pueden encontrar: si la circularidad es mayor que el umbral para una masa benigna, entonces este caso representa un verdadero-negativo (VN); si la circularidad es menor que el umbral para una masa maligna, entonces este caso representa un verdadero-positivo (VP); si la circularidad es mayor que el umbral para una masa maligna, entonces este caso representa un falso-negativo (FN); si la circularidad es menor que el umbral para una masa benigna, entonces este caso representa un falso-positivo (FP). La definición de estas las variables se utilizó para la clasificación de micro-calcificaciones, para el diagnóstico médico y detección de micro-calcificaciones estas variables se describen a continuación.

En el Cuadro 2.2 se describen estas variables en términos de diagnóstico y detección de micro-calcificaciones la cual es la definición que se estará usando para la evaluación del sistema. La detección u omisión de micro-calcificaciones está relacionado con el valor de umbral seleccionado. Las variables nos ayudan a obtener la sensibilidad y especificidad (definidas en el tema métodos de medición) de los sistemas CAD, donde la sensibilidad está relacionada con los VP y FN, mientras que la especificidad está relacionada con los VN y FP. Durante el desarrollo de un sistema CAD en muchas de las ocasiones no es posible tener un experto en radiografía, por lo que no se sabe con certeza si se están descartando correctamente micro-calcificaciones (VN), incluso hay micro-calcificaciones que los radiólogos pueden pasar por alto, y es por eso que en muchos estudios omiten la evaluación de los VN y se enfocan a evaluar los FP que existen por imagen (FP/img).

Cuadro 2.2 Definición de las variables de evaluación en términos de diagnóstico y detección de micro-calcificaciones.

Variables	Diagnóstico	Detección
Verdadero-positivo (VP)	Índice de pacientes diagnosticados correctamente como enfermos.	Índice de micro-calcificaciones correctamente detectadas.
Verdadero-negativo (VN)	Índice de pacientes diagnosticados correctamente como sanos.	Índice de micro-calcificaciones correctamente descartadas.
Falso-positivo (FP)	Índice de pacientes diagnosticados incorrectamente como enfermos.	Índice de micro-calcificaciones incorrectamente detectadas.
Falso-negativo (FN)	Índice de pacientes diagnosticados incorrectamente como sanos.	Índice de micro-calcificaciones incorrectamente descartadas.

Antecedentes

El procesamiento de Wavelet es muy necesario cuando el análisis de una función multi-escala es importante. Mencattini et al. (2008) menciona que cuando se utiliza la transformada wavelet, es posible detectar detalles que aparecen en diferentes escalas y selectivamente aumentarlos dentro de diferentes niveles de resolución. El esquema general que uso Mencattini et al. (2008) para mejorar una imagen basado en wavelets es el siguiente: la descomposición wavelet, la modificación de los coeficientes wavelet en diversas escalas la reconstrucción de imágenes a partir de los coeficientes modificados. La presencia de ruido puede perturbar el procesamiento en el dominio wavelet y frustrar la operación de mejora; por tanto es necesario en primer lugar eliminar el ruido de los datos. Mencattini et al. (2008) también menciona que las técnicas convencionales de filtrado no se puede aplicar en el contexto de imágenes médicas debido a que producen borrosidad de borde y la pérdida de datos o detalles por lo que solo dos clases de filtros son posibles: La pendiente y Filtros Laplacianos. Según Mencattini et al. (2008) el primer tipo es más adecuado cuando se utiliza la operación de eliminación de ruido debido a que los coeficientes de gradiente presentan una mayor relación señal-ruido con respecto a los Laplacianos.

El uso de un sistema CAD ha mostrado una influencia ambivalente sobre el rendimiento de los radiólogos, al aumentar el número de cánceres detectados y también causar un aumento en la tasa de recuperación. Kim et al. (2009) menciona que el incremento de la tasa de recuperación en el estudio se debió a las marcas de falsos-positivos (índice de pacientes diagnosticados incorrectamente como enfermos) realizadas por el sistema CAD, por lo tanto, la presencia de marcas de falsos-positivos en el CAD también puede distraer a los radiólogos en la práctica clínica por el alargamiento del tiempo de la interpretación.

Para superar algunos problemas críticos en la detección de micro-calcificaciones en mamografías, tales como el bajo contraste de los objetivos a localizar al comparar tejido normal mamario, y la alta tasa de clasificación en falsos-positivos, Kim et al. (2009) utilizó un método de análisis de imagen de tres etapas en las cuales las dos primeras etapas se utilizaron filtros Wavelets. El primer filtro tiene como objetivo eliminar el ruido de fondo, preservando todas las micro-calcificaciones sospechosas presentes en la imagen que se esté estudiando. En la segunda etapa, se utiliza un filtro que adopta una técnica de umbral duro para reconocer micro-calcificaciones verdaderas a fin de reducir la detección de falsos-positivos. En la tercera sección, las micro-calcificaciones aisladas se descartan, ya que no se asocian con patologías críticas, y sólo se localizan grupos para el diagnóstico posterior.

Rizzi et al. (2009) menciona que de acuerdo a las imágenes que están presentes en la base de datos MIAS (*Mammographic Image Analysis Society*), el rango de dimensión de un grupo de micro-calcificaciones varían de 6 a 87 píxeles y que estas características se pueden preservar adoptando la transformada wavelet la cual localiza características de la imagen.

Otro punto que destacó Rizzi et al. (2009) fue que al igual que en las mamografías de buena calidad, las micro-calcificaciones tienen un alto contraste en relación con su entorno y, a menudo tienen componentes de alta frecuencia en la descomposición wavelet, por lo tanto, las micro-calcificaciones sospechosas pueden ser detectadas mediante la supresión de bajas frecuencias sub-bandas en la descomposición wavelet de mamografías. Rizzi et al. (2009) destacó que otros métodos utilizados en trabajos anteriores adoptan diferentes técnicas tales como filtros Gaussianos, redes neuronales, el análisis de textura y la lógica difusa y que dichos métodos se caracterizan por tener diversos problemas, tales como la selección de las regiones de interés dentro de la mamografía y la calibración manual de ciertos parámetros para el procedimiento de prueba que podría causar un aumento de detecciones de falsos-negativos/positivos.

En el cuadro 2.3 se muestra una comparación resultados de los trabajos más recientes los cuales están basados en la detección de micro-calcificaciones utilizando redes neuronales y análisis multi-escala. En los Cuadros 2.4 y 2.5 se muestran algunos los trabajos recopilados por Rizzi et al. (2009) de los cuales los mejores resultados (sensibilidad del 95%) que se obtuvieron fue con el uso de Wavelet y curiosamente el peor resultado (sensibilidad del 80%) también fue con el uso de Wavelet. La diferencia entre estos resultados fueron los métodos que se utilizaron en conjunto con la transformada Wavelet, como por ejemplo en el caso donde se obtuvo una sensibilidad del 95% se utilizaron Wavelets multiplexadas. El rendimiento de los diferentes trabajos mostrados en los Cuadros 2.3, 2.4 y 2.5 están evaluados en sensibilidad (Se) y falsos-positivos por imagen (FP/im) y especificidad.

En el trabajo de Rizzi et al. (2009) en el cual se implementó la transformada Wavelet se ha alcanzó una sensibilidad del 95%, mientras que en el trabajo de Song, et al. (2006) mediante la adopción de un análisis morfológico y la transformada Wavelet se obtuvo una sensibilidad del 80.2%.

Cuadro 2.3 Análisis comparativo de la evaluación del desempeño en la detección de micro-calcificaciones en trabajos previos.

Artículo	Descripción	Rendimiento
Lifeng, Z., C. Ying, Z. Fang and Z. Lu. 2012. Detection of Clustered Pleomorphic Micro-Calcifications in Digital Mammograms. 2012 International Conference on Biomedical Engineering and Biotechnology. 768–771.	En este trabajo, se presenta un nuevo método clasificador multi-escala y multi-posición (MSPC) para la detección de micro-calcificaciones polimórficas agrupadas en mamografías digitales.	Sensibilidad = 97.26% FP/img = 36.84
Wang, Y. and H. Zhao. 2012. An Integrated Detection Method of Clustered Microcalcifications in Mammography B based on Multiscale Hessian Matrix. 106–110.	Se utilizó un umbral adaptativo en una ventana local para detectar puntos anillados de calcificación en la imagen los cuales deben de ser excluido de la región candidata. Luego aplicamos matriz hessiana en múltiples escalas para detectar la forma del punto y detectar micro-calcificaciones individuales. Se emplearon características de agrupamiento y mediante la identificación de características las regiones con falsos positivos fueron descartadas	Hospital 1 Sensibilidad = 93.80% 0.235 FP/img Hospital 2 Sensibilidad = 92.00% 0.147 FP/img
Lashkari, A. 2010. Full automatic micro calcification detection in mammogram images using artificial neural network and Gabor wavelets. 2010 6th Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing. 1–7.	En este trabajo se ha tratado de dar una descripción clara de los tejidos de la mama utilizando wavelets Gabor, invariantes Moment geométricas (GMIS), la energía, la entropía, el contraste y la otra estadística de características tales como la media, la mediana, la varianza, correlación, los valores de intensidad máxima y mínima .	Sensibilidad = 96.28% Especificidad = 97.71%

Cuadro 2.4 Análisis comparativo de la evaluación del desempeño de los métodos publicados recientemente en referencia a la base de datos MIAS. Rizzi et al. (2009).

Artículo	Descripción	Rendimiento	No. de Mamografías MIAS probadas
Rizzi M., D'Aloia M. and Castagnolo B., 2009, Computer aided detection of microcalcifications in digital mammograms adopting wavelet decomposition. Integrated Computer-Aided Engineering 16, 91–103.	Este CAD adopta la descomposición de la imagen por medio de Wavelet para reducir los falsos-positivos.	Se = 95% 0.45 FP/img	No disponible
Jin Y., Sheng Z., and Changcai Y., 2008, SVM-based microcalcification detection in digital mammograms. Int. Conf. on Computer Science and Software Engineering, 6, 12–14, 89–92	El algoritmo se ajusta a la intensidad de superficie de la mamografía por mínimos cuadrados usando máquina de soporte de vectores.	Se = 90.48% 1.2 FP/img	28
Mini M.G., Tech M., Devassia V.P., Tech M., and Tessamma T., 2004, Multiplexed wavelet transform technique for detection of microcalcification in digitized mammograms. Journal of Digital Imaging 17(4), 285–291	La detección de micro-calcificaciones se identifica como una detección de bordes y se realiza adoptando wavelets multiplexadas.	Se =95% 0.6 FP/img	40
Padadopoulos A., Fotiasdis D.I. and Likas A., 2002, An automatic microcalcification detection system based on a hybrid neural network classifier. Artificial Intelligence in Medicine 25, 149–167	El artículo implementa un sistema híbrido que tiene dos componentes: una base de reglas y un subsistema de redes neuronales.	Se =91% 1.15 FP/img	20
Regentova E., Zhang L., Zheng J. and Veni G., 2007, Microcalcification detection based on wavelet domain hidden Markov tree model: study for inclusion to computer aided diagnostic prompting system, Medical Physics 34, 2206–2219	Un modelo estadístico basado en el dominio wavelet indicando los árboles ocultos de Markov.	Se =92,5% 2 FP/img	40
Song L., Wang Q. and Gao J., 2006, Microcalcification detection using combination of wavelet transform and morphology. Proceedings 8th Int. Conf. on Signal Processing (ICSP2006) 4, 16–20	La ubicación de micro-calcificaciones se realiza mediante la adopción de un análisis morfológico y transformadas de wavelet.	Se =80,2 2.5 FP/img	No Disponible

Cuadro 2.5 Análisis comparativo de la evaluación del desempeño de los métodos publicados recientemente en referencia a la base de datos MIAS Rizzi et al. (2009). (Continuación).

Artículo	Descripción	Rendimiento	No. de Mamografías MIAS probadas
Yu S.N., Li K.Y. and Huang Y.K., 2006, Detection of microcalcifications in digital mammograms using wavelet filter and Markov random field model. Computerized Medical Imaging and Graphics 30, 163–173	En este artículo aplican filtro wavelet y campos de parámetros aleatorios de Markov para la detección de microcalcificaciones.	Se =92% 0.75 FP/img	20
Regentova E., Zhang L., Zheng J. and Veni G., 2006, Detecting Microcalcifications in Digital Mammograms using Wavelet Domain Hidden Markov Tree Model. 28th IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS) Annual International Conference, 1972–1975	La detección se realiza mediante un algoritmo de segmentación basado en el modelo oculto del árbol de Markov.	Se =92% 1 FP/img	40
Retico A., Delogu P., Fantacci M.E., Preite Martinez A., Stefanini A. and Tata A., 2006, A scalable computer aided detection system for microcalcification cluster identification in a pan-European distributed database of mammograms. Nuclear Instruments & Methods in Physics Research A 569, 601–605	El artículo implementa una herramienta basada en la transformada wavelet y redes neuronales.	Se =88% 2.16 FP/img	42
Rezai-rad G. and Jamaran S., 2005, Detecting Microcalcification Clusters in Digital Mammograms Using Combination of Wavelet and Neural Network Proceedings of the Computer Graphics. Imaging and Vision: New Trends (CGIV'05), 197–201	El artículo implementa una herramienta basada en la transformada wavelet y redes neuronales.	Se =94% 1.12 FP/img	66

Docusse et al. (2009) utilizó en su trabajo diferentes wavelets para detectar micro-calcificaciones en la mamografía, de las cuales utilizó las siguientes wavelets: Haar, DB4, DB6, DB8, DB10, DB12, DB20 (Daubechies), SY8, SY12, SY16 (Symmlets), CF6, CF12, CF18, CF24, y CF30 (Coiflets), de las cuales la mejor eficacia de la obtuvo usando las wavelets de la familia Symmlets SY16, SY8, y SY12.

En el estudio de Sameti et al. (2009) se demostró que con la técnica de extracción de características fotométricas y texturas se detectaron signos de desarrollo de cáncer en el 72% de los casos estudiados.

Samulski y Karssemeijer (2011) supone que si el rendimiento del correspondiente clasificador es lo suficientemente alto uno debe de ser capaz de mejorar la sensibilidad con análisis multi-visión, como en contraste con los verdaderos-positivos la mayoría de los falsos-positivos no coinciden con las otras regiones vistas del mismo lado.

Pastrana Palma et al. (2011) menciona que un paso importante para la detección de micro-calcificaciones es segmentar el área del pecho de la mamografía con el fin de reducir el espacio de búsqueda de regiones candidatas y también para eliminar anotaciones particulares o etiquetas que pueden haber sido introducidas por el dispositivo de adquisición de imágenes. En su trabajo aplicaron un método para la segmentación de mama utilizando operadores morfológicos espacio escala SIEVE en conjunto con el realce de contraste los cuales son aplicados para segmentar la zona del pecho.

A continuación se mencionará acerca del uso de los sistemas comerciales de Diagnostico Asistido por Computadora (CAD) aplicado en mamografías.

Sistemas CAD

OmniCAD™ de R2 Technology, Inc.

<http://investors.hologic.com/index.php?s=43&item=233>

Basado en el trabajo de Mata Campos (2003)

Una importante empresa, R2 Technology, puede considerarse como una de las pioneras en el diagnóstico asistido por computadora o CAD. El sistema desarrollado por esta importante empresa está compuesto por una serie de subsistemas integrables de los cuales se describirán el sistema ImageChecker® como un sistema de adquisición y pre-procesamiento, y posteriormente el sistema OmniCAD™ como sistema de diagnóstico asistido por computadora.

El sistema ImageCheckerr digitaliza la mamografía y posteriormente realiza un procesamiento con un software de procesamiento de señal, con el objetivo de resaltar las zonas de interés o ROI's (*regions of interest*). En concreto, persigue dos objetivos concretos:

- Resaltar zonas con puntos brillantes, susceptibles de contener agrupaciones de micro-calcificaciones.
- Regiones densas, especialmente con líneas radiantes, para la localización de masas.

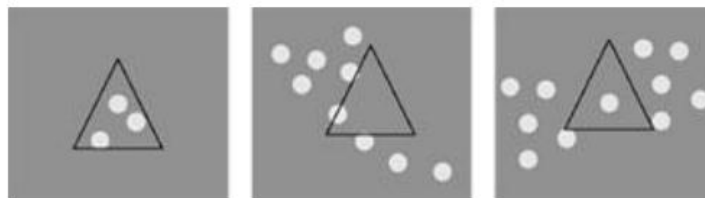


Figura 2.1 Algoritmo de localización de agrupaciones de micro-calcificaciones utilizando Redes Neuronales. Mata Campos (2003).

Las áreas marcadas, además pueden contener algún otro elemento considerado anormal, que deberá ser reconocido por el radiólogo revisando la mamografía. Es importante destacar que no se trata de un sistema de diagnóstico, así como que serán las mamografías originales las que se utilicen para la interpretación por parte del radiólogo. Solo se trata de un sistema para marcar las zonas de interés. El sistema realiza una digitalización utilizando un digitalizador de película de 50-micron y 12 bit de resolución. Una vez escaneado, el algoritmo basado en redes neuronales emplea en torno a un billón de operaciones por película, lo que supone unos cuatro minutos por caso.

En la Figura 2.1 se observa el resultado de localización de zonas que podrían contener agrupamientos, apareciendo marcadas con un triángulo. No todas los puntos brillantes aparecerán como ROI's, imponiendo unos criterios mínimos aceptados de forma generalizada para indicar que se trata de un agrupamiento, como es que aparezcan más de dos elementos y que la separación entre los puntos que se consideran parte de un agrupamiento no sea superior a 2.5 mm. También puede observarse en la Figura 2.2 el resultado que se presenta al radiólogo como resultado del procesamiento de búsqueda de ROI's.

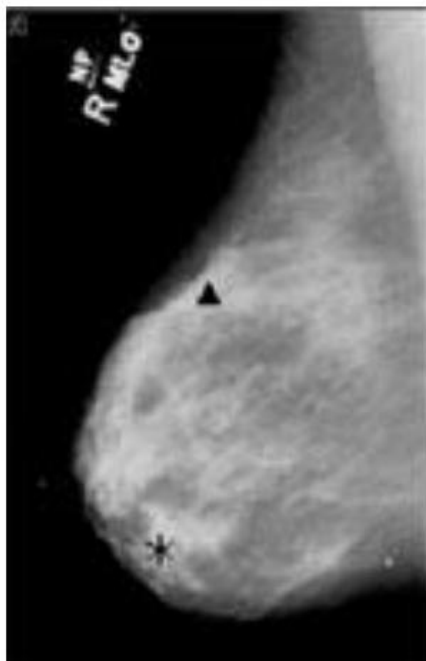


Figura 2.2 ROI's detectadas en una mamografía: un agrupamiento y una masa. Mata Campos (2003).

Second Look® de CAD-X System, Inc.

<http://www.icadmed.com/support/dicom/documents/1717-1109-4SecondLookDigitalDICOMConformanceStatement.pdf>

Basado en el trabajo de Mata Campos (2003)

CAD-X System es una de las empresas más relevantes en el diagnóstico asistido por computadora junto con su sistema Second Look®, empleado para la detección automática del cáncer de mama. Este sistema que apareció en el mercado cuando ya existían otros, consiguió en 12 meses que sus diagnósticos fueran aprobados por la FDA, lo que supone un hito importante en el mundo del CAD. Según la empresa, se incrementa en un 23 % el número de cancer que pueden ser detectados, así como un adelanto en 15 meses en el diagnóstico.

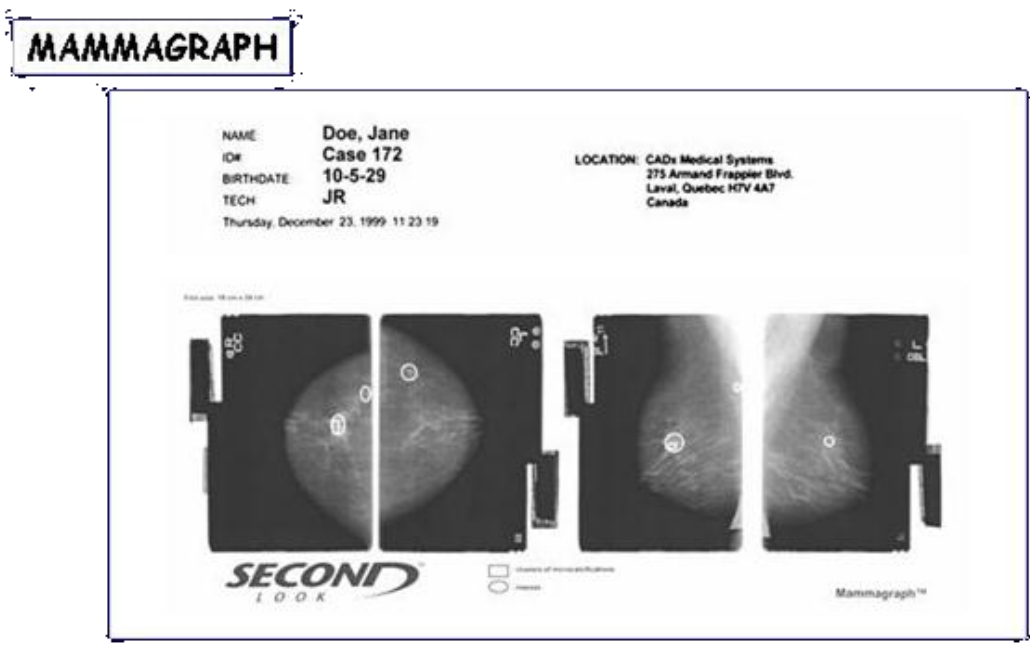
El sistema es capaz de procesar 15 casos por hora, permitiendo además la exportación de imágenes a PACS utilizando el interfaz DICOM. Al igual que la mayoría de estos sistemas, permite la utilización de mamografía digital así como la

basada en películas, ya que es ampliamente aceptado que el proceso de transición a equipos de sensores digitales llevará tiempo.

El proceso que sigue este sistema, para el usuario es muy simple, compuesto por cuatro fases:

- Introducción de la información del paciente mediante un sistema informático.
- Carga de las películas (caso de estar basadas en película).
- Generación de MammagraphTM, que es un documento (electrónico o impreso) donde aparece indicado el diagnóstico realizado.
- Comparación, por parte del radiólogo, para comprobar si alguna área ha sido pasada por alto.

Como características presentadas por la empresa, tiene una sensibilidad del 89 % sin que se produzca un incremento significativo en el tiempo de trabajo 0.5 % ó 17 segundos. En la Figura 2.3 se puede observar el resultado que se mostrará al radiólogo como un segundo diagnóstico, donde aparecen marcadas las micro-calcificaciones o masas encontradas.



- Masas
- Microcalcificaciones

Figura 2.3 Ejemplo de documento Mammagraph™ resultado de un diagnóstico. Mata Campos (2003).

La información de los sistemas CAD anteriormente mencionados fue obtenida del trabajo de Mata Campos (2003).

CALMA CAD.

Basado en el trabajo de Bottigli et al. (2003).

El enfoque CALMA CAD consiste en el análisis de cada mamografía disponible por paciente. La presencia de áreas sospechosas para las lesiones masivas o agrupamiento de micro-calcificaciones en uno o más mamografías resulta en un posible diagnóstico de cáncer. El tamaño relativamente grande de una mamografía lleva a la necesidad de reducir la entrada de datos sin pérdida de información antes de proceder a la clasificación, con el fin de realizar un

diagnóstico eficiente en una cantidad de tiempo razonable. Por lo tanto el enfoque es uno de varios niveles. Los primeros niveles son demandados para reducir la cantidad de información sin excluir a las regiones enfermas (la demanda de valores de sensibilidad próxima al 100%), mientras que se pide a los últimos niveles para llevar a cabo una clasificación exacta con el fin de reducir el número de falsos positivos en lo posible. El análisis está organizado en tres pasos generales:

1. La reducción de datos: regiones no interesantes de la mamografía se eliminan con la consiguiente reducción de la cantidad de datos que se pasan a la etapa posterior. Esto se logra ya sea con un ROI (región de interés) cazador que consta de un primer conjunto de algoritmos que realizan cortes sueltos e identifican regiones de interés o por toma de muestras por debajo de los puntos de datos para ser posteriormente clasificado (en este caso, siendo ayudado por el importante tamaño de los objetos a ser detectados).
2. Extracción de características: características relevantes se extraen de las regiones.
3. Clasificación: las regiones seleccionadas se clasifican en casos benignos o malignos.

Los algoritmos utilizados pueden variar dependiendo del tipo de análisis (grupos de micro-calcificaciones o lesiones masivas, lesiones irregulares o con opacidad, búsqueda o análisis, la búsqueda de regiones de interés o presuntas regiones, la clasificación sobre la base del nivel de desconfianza, etc.). El análisis de agrupamiento de micro-calcificaciones se llevó a cabo utilizando el siguiente enfoque:

1. La mamografía digital se divide en ventanas de píxeles 60x60.
2. Las ventanas se reducen desde 60x60 hasta 7x7 y se clasifican (con o sin grupos de micro-calcificaciones) utilizando una red

neuronal FFNN (*Feed Forward Neural Network*) con 49 entradas, 6 capas ocultas y 2 neuronas de salida.

Si la ventana bajo examen se clasifica como positiva por el FFNN, el análisis sigue de esta manera:

3. Las ventanas son procesadas por un filtro de convolución con el fin de reducir las grandes estructuras.
4. Un mapa de auto-organización (red neuronal de un Sanger) analiza cada ventana y produce 8 componentes principales.
5. Los principales componentes se utilizan como entrada a un FFNN capaz de clasificar las ventanas emparejándolas a un umbral (la respuesta de la neurona de salida de la red neuronal);
6. Las ventanas se clasifican por el umbral.
7. Un máximo de tres ventanas, cuyos umbrales de superar un valor determinado, se memoriza.
8. Las ventanas superpuestas se combinan.

Mediante el uso de la base de datos CALMA, la FFNN adoptada en el procedimiento anteriormente descrito para la detección de lesiones masivas ha sido entrenado con un conjunto de 515 imágenes (102 que contienen opacidades y 413 sin ella) y probado en un conjunto de pruebas compuesta por 515 imágenes diferentes (de nuevo 102 que contiene opacidades y 413 sin ella).

Los resultados de esta clasificación se muestran en la curva ROC de la Figura 2.4, que muestra la sensibilidad (fracción de verdaderos positivos) frente a la especificidad (fracción de falsos positivos) para diferentes valores de umbral. Los mejores resultados que se obtuvieron son el 94% de sensibilidad y 95% de especificidad.

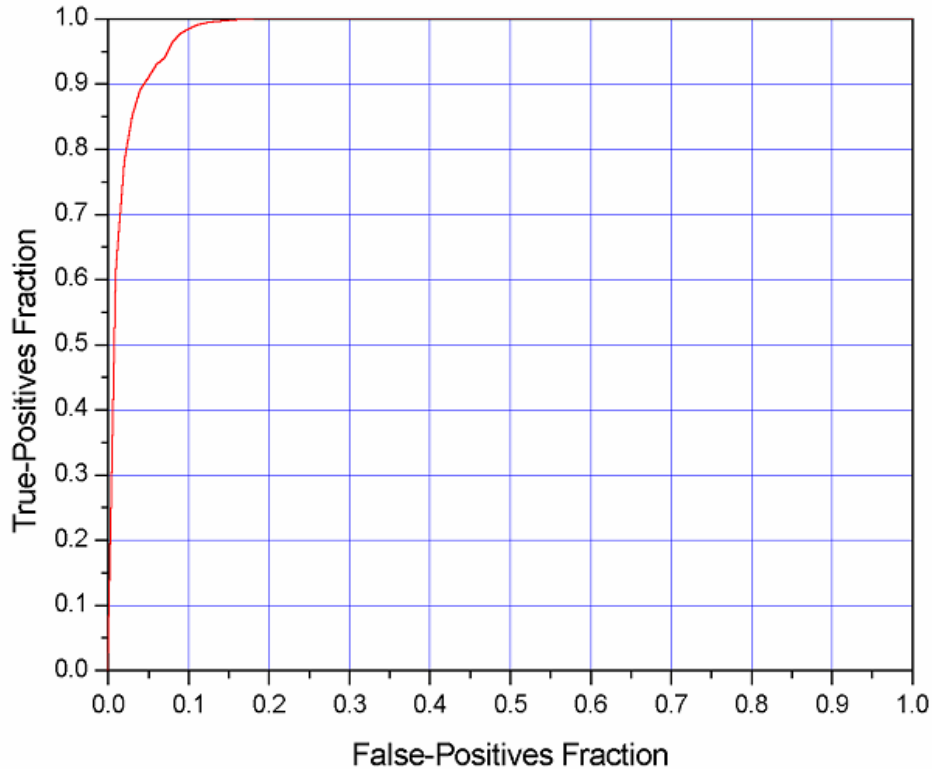


Figura 2.4 Curva ROC para las lesiones masivas (realizado con 515 mamografías, 102 que contiene las opacidades y / o lesiones irregulares). Bottigli et al. (2003).

Otro de los resultados obtenidos por este sistema CAD fueron evaluados con un conjunto de datos de 676 imágenes que contienen micro-calcificaciones y 995 imágenes sin racimos de micro-calcificaciones utilizando el procedimiento descrito anteriormente para la detección de grupos de micro-calcificaciones. En donde se utilizaron en la fase de entrenamiento un conjunto de 865 imágenes (370 con grupos de micro-calcificaciones y 495 sin grupos de micro-calcificaciones), mientras que el equipo de prueba consistió en 806 imágenes (306 con grupos de micro-calcificaciones y 500 sin grupos de micro-calcificaciones).

Los resultados de las pruebas se resumen en la curva ROC de la Figura 2.5, que se realiza mediante la variación del umbral. Los mejores resultados que

se obtuvieron con este sistema CAD son del 92% tanto para la sensibilidad como para la especificidad.

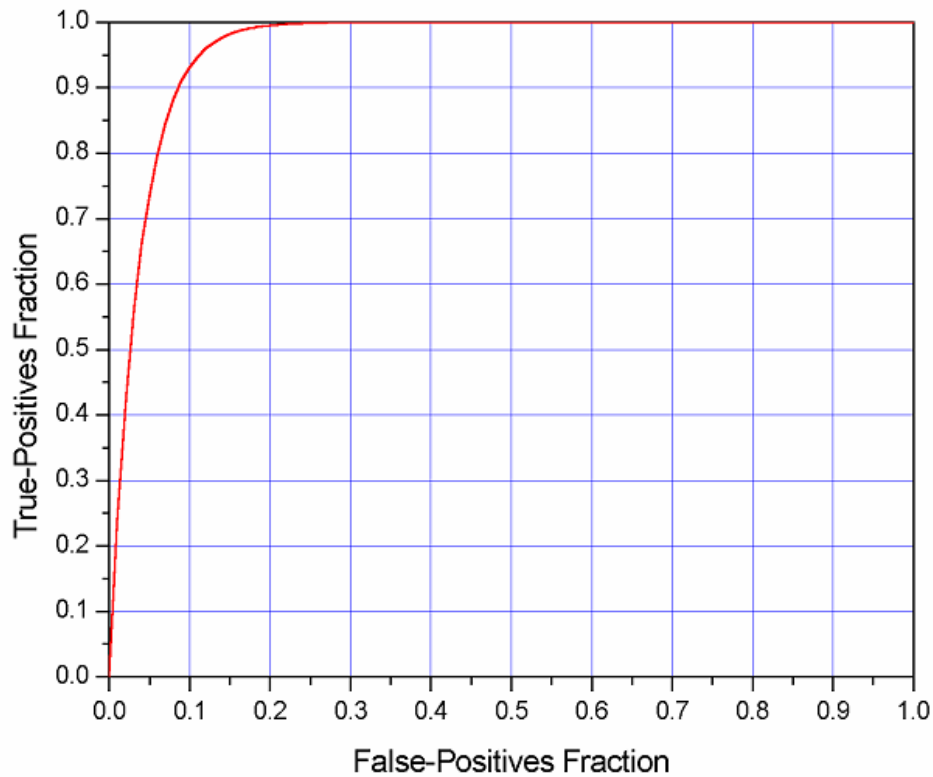


Figura 2.5 Curva ROC para la agrupación de micro-calcificaciones (realizado con 865 mamografías, de las cuales 370 contienen grupos de micro-calcificaciones). Bottigli et al. (2003).

La información del sistema CALMA CAD fue recopilada del trabajo de Bottigli et al. (2003). A continuación se mencionarán algunas de las características de los sistemas CAD recopilados por Pastrana Palma et al. (2012) del libro Gestión Tecnológica de Hospitales.

AccuDetect. Banda Ortiz (2012)

AccuDetect, es un sistema de detección asistido por computadora (CAD) el cual utiliza una sofisticada tecnología en el reconocimiento de patrones y análisis de imágenes para alertar al lector de las características potencialmente sospechosas en una mamografía las cuales pueden haber sido pasadas por alto o descartadas como normales.

AuroraCAD. Banda Ortiz (2012)

AuroraCAD, software de resonancia magnética de seno es una solución diseñada para todo el proceso de adquisición de imágenes a través de diagnóstico asistido por computadora. AuroraCAD presenta axial simultánea, vistas sagital y coronal de cualquier imagen adquirida o post-procesada usando un conjunto de reconstrucciones multi-planares. AuroraCAD permite la comparación de lado o lado de imágenes pre y post contrastadas, substracciones imágenes proyectadas en 3D, curvas de realce y mucho más.

Digital Mammography CAD System. Banda Ortiz (2012)

Digital Mammography CAD System mejora las posibilidades de detección precoz de cáncer de mama con potentes algoritmos que identifican áreas de la imágenes las cuales merecen una segunda revisión.

SpectraLook. Banda Ortiz (2012)

SpectraLook es la siguiente generación en soluciones CAD que analizan resonancias magnéticas del busto las cuales utilizan un algoritmo basado en All Time Points (ATP), que proporciona mejoras en la información de diagnóstico y en

el flujo de trabajo. La tecnología ATP permite a SpectraLook realizar automáticamente el procesamiento y análisis de imágenes ahorrando tiempo al eliminar la necesidad de que los médicos o técnicos realicen alguna de estas tareas. El análisis de ATP se basa en un modelo avanzado de farmacocinética que crea imágenes coloreadas y calcula valores numéricos de los parámetros fisiológicos clave que permite al usuario distinguir los diferentes procesos biológicos que tienen lugar en las lesiones malignas en comparación con las benignas. Estos marcadores fisiológicos clave pueden ayudar en el análisis de grandes conjuntos de datos MR.

The MAMMEX MammoCAD. Banda Ortiz (2012)

El sistema MAMMEX MammoCAD asiste a los radiólogos en la detección de cáncer de mama, así como la localización e identificación de anomalías en las mamografías asociadas con el cáncer de mama.

TotalLook MammoAdvantage. Banda Ortiz (2012)

El sistema TotalLook MammoAdvantage de iCAD convierte films de mamografías^o tradicionales a imágenes digitales para el uso del análisis comparativo de las estaciones de trabajo (workstations) de revisión digital.

Métodos de medición

El rendimiento de un sistema CAD depende de las variables descritas en la fundamentación teórica de este mismo capítulo, las cuales nos ayudan a calcular los resultados en términos de sensibilidad y especificidad; y se describen de la siguiente manera.

Sensibilidad (fracción de verdaderos-positivos) es la probabilidad de clasificar correctamente un caso como enfermo, es decir es la proporción de verdaderos positivos identificados por la prueba del total de enfermos.

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (1)$$

La sensibilidad es especialmente importante cuando una enfermedad no debe pasar desapercibida y cuando el pronóstico mejora mucho con el tratamiento precoz.

Especificidad (fracción de verdaderos-negativos) es la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo sano, es decir es la proporción de verdaderos negativos identificados por la prueba del total de sanos.

$$\text{Especificidad} = \frac{VN}{VN + FP} \quad (2)$$

La especificidad es especialmente importante cuando la enfermedad cambia la vida del enfermo o tiene cierto estigma (no se quiere preocupar inútilmente o estigmatizar erróneamente a alguien con un falso-positivo) y también cuando las consecuencias de un tratamiento suponen un riesgo para el enfermo (amputación, etc.).

Valores predictivos positivos (VPP) es la probabilidad de que un individuo con la prueba positiva realmente tenga la enfermedad.

$$VPP = \frac{VP}{VP + FP} \quad (3)$$

Exactitud es la probabilidad de resultados correctos de la prueba.

$$Exactitud = \frac{VP}{VP + FP + FN} \quad (4)$$

Otro método para evaluar los resultados obtenidos de manera gráfica es mediante las curvas de ROC (*Receiver Operating Characteristic*) y curvas FROC (*Free-response Receiver Operating*) de los cuales las curvas ROC son comunes en cuanto a clasificación se refiere y las curvas FROC son comunes cuando se está evaluando una detección. Las curvas FROC es una herramienta para caracterizar el rendimiento de un sistema de respuesta libre en todos los umbrales de decisión al mismo tiempo. En la evaluación de diagnósticos médicos las curvas FROC como se muestra en la Figura 2.6 es la relación que existe entre los falsos-positivos por imagen y la sensibilidad.

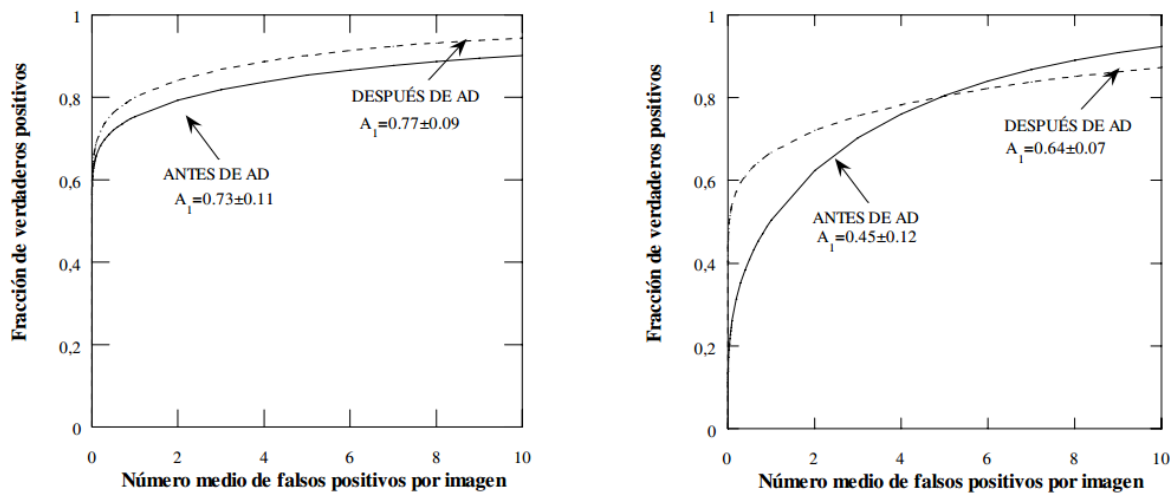


Figura 2.6 Curvas FROC obtenidas para la detección de micro-calcificaciones por Lado et al.

El contraste se define como la diferencia de intensidad luminosa entre un punto de una imagen y sus alrededores. Jiménez Sánchez et al. (2012) menciona que bajo esta definición el contraste que se percibe en una imagen con tonalidades similares es menor que el que se percibe en una imagen con tonalidades diferentes. Jiménez Sánchez et al. (2012) propone un índice de contraste ($X_{\mu,\lambda}$) basado en el análisis de los contornos y el fondo de la imagen el cual se describe en las siguientes ecuaciones.

$$X_{\mu,\lambda} = \frac{\Theta_{\mu,\lambda}}{Vol[f]} \quad (5)$$

Donde:

$$\Theta_{\mu,\lambda} = k \sum_{\substack{l < i < m \\ l < j < n}} grad_{\mu}(\log(f(x_{i,j}))) + \sum_{\substack{l < i < m \\ l < j < n}} \varepsilon_1[\tilde{\gamma}_{\lambda B}(f(x_{i,j}))] \quad (6)$$

m, n = dimensiones de la imagen.

$f(x_{i,j})$ = valor de la intensidad en niveles de gris en el punto $x_{i,j}$.

$\varepsilon_1[\tilde{\gamma}_{\lambda B}(f(x_{i,j}))]$ = erosionado de la apertura por reconstrucción.

$$\tilde{\gamma}_{\lambda B}(f(x_{i,j})) = \lim_{n \rightarrow \infty} \delta_f^n[\varepsilon_{\mu B}(f(x_{i,j}))] \quad (7)$$

$$grad_{\mu}(\log(f(x_{i,j}))) = \delta_{\mu B}(\log(f(x_{i,j}))) - \varepsilon_{\mu B}(\log(f(x_{i,j}))) \quad (8)$$

$$k = \frac{255 - \varepsilon_1[\tilde{\gamma}_{\lambda}(f(x_{i,j}))]}{\log(255)} \quad (9)$$

$$Vol[f] = \sum_{\substack{l < i < m \\ l < j < n}} f(x_{i,j}) \quad (10)$$

El índice de contraste será utilizado para comparar el contraste de la mamografía original y el contraste de la mamografía con la mejora de contraste propuesta en este trabajo con el fin de verificar que exista una mejora durante el pre-procesado.

Operador de contraste basado en la Ley de Weber

Para mejorar el contraste de la mamografía se decidió utilizar el operador de contraste propuesto por Rivas Araiza et al. (2007). Este operador de contraste se describe en la ecuación (9) la cual está basada en una función logaritmo, el cual Rivas Araiza et al. (2007) menciona que afecta mayormente a las regiones oscuras, mientras que las regiones claras son menos modificadas.

$$K_{b_1, b_2}(x) = \begin{cases} k_1 \log(f(x) + 1) + b_1 \\ k_2 \log(f(x) + 1) + b_2 \end{cases} \quad (11)$$

Donde:

$$\tau = \frac{(b_1 + b_2)}{2} \quad (12)$$

$$b_1 = \vee \wp_{\min}(\tilde{\wp}_\mu(f)) \quad (13)$$

$$b_2 = \wedge \wp_{\min}(\tilde{\wp}_\mu(f)) \quad (14)$$

$$\tilde{\wp} = \lim \varepsilon_f^n(\delta_\mu(f)) \quad (15)$$

$$k_1 = \frac{\max - b_1}{\log(\max - 1)} \quad (16)$$

$$k_2 = \frac{\max - b_2}{\log(\max - 1)} \quad (17)$$

Rivas Araiza et al. (2007) también menciona que la ecualización del histograma asigna el mejor valor de intensidad a cada pixel considerando la información global de la imagen.

Adaptación automática de contraste

Otra herramienta para mejorar el contraste de una imagen es mediante la Adaptación Automática de Contraste, la cual tiene como objetivo cambiar automáticamente los valores de los píxeles de manera que el intervalo completo de los valores de la intensidad sea cubierto. Es un método eficiente cuando la imagen a procesar no cubre todos los niveles de intensidad y los valores se encuentran acumulados en un solo rango de intensidad. En la Figura 3.1 se muestra un ejemplo del resultado de aplicar la Adaptación Automática de Contraste.

Para cubrir toda la escala de valores de intensidad de la imagen se considera el píxel de menor intensidad contenido en la imagen como el menor del intervalo permisible.

$$f_{ac} = (P - P_{low}) \cdot \left(\frac{P_{max} - P_{min}}{P_{high} - P_{low}} \right) \quad (18)$$

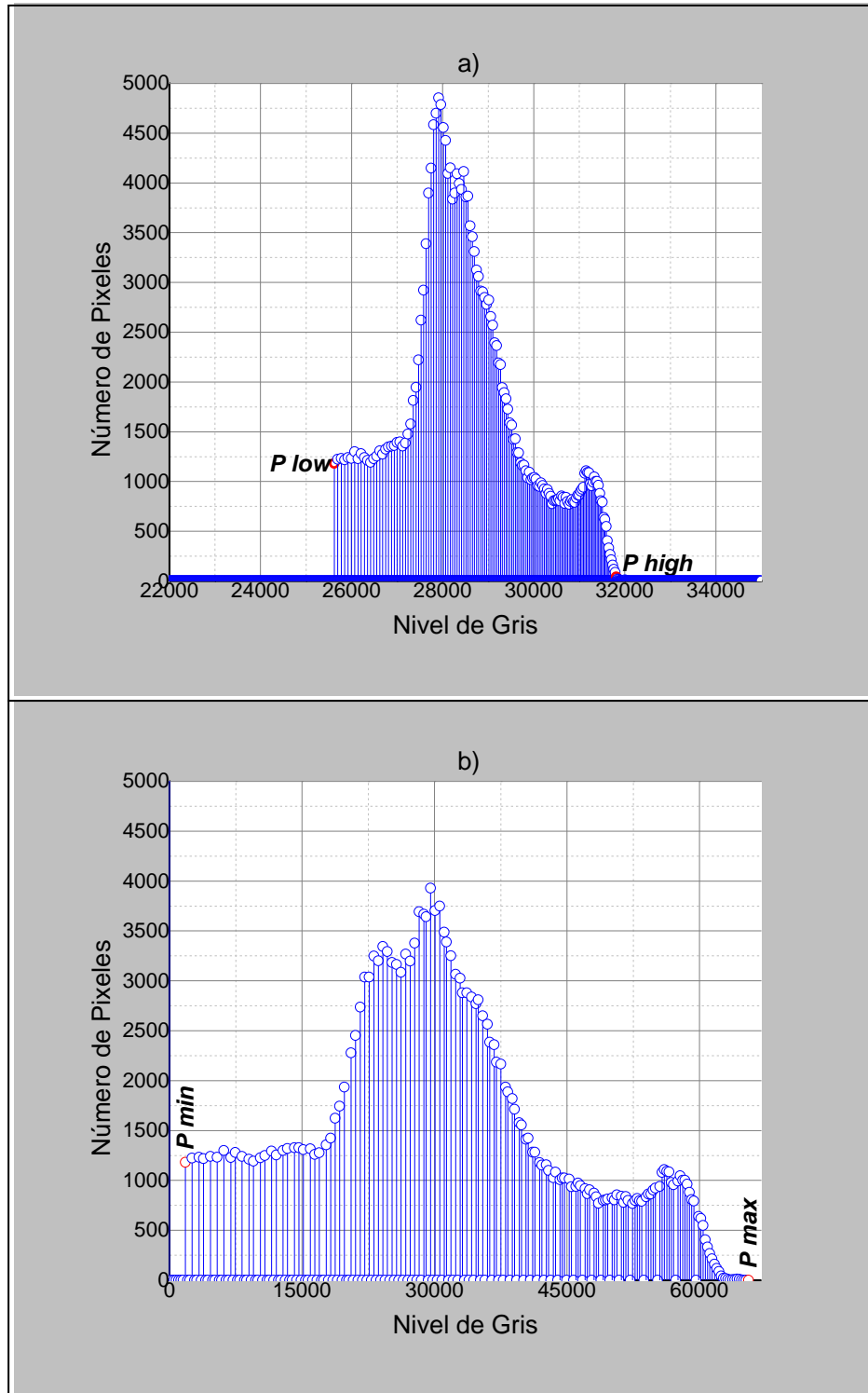


Figura 2.7 Operación de Auto-contraste y representación de los valores de la ecuación (16); a) es el histograma de la imagen original y b) histograma del resultado de la operación.

Énfasis de alta frecuencia

Un proceso de realzado en los pixeles brillantes (micro-calcificaciones) puede ser beneficioso para el proceso en la descomposición Wavelet y la supresión de bajas frecuencias para la detección de micro-calcificaciones. La información de detalles se contiene en las componentes de alta frecuencia, esta información incluye los bordes y en general a las características de la imagen cuya distancia espacial es pequeña. Esta información es visualmente importante porque delimita los objetos y sus bordes, así como su textura.

El filtrado paso alto para realzado requiere normalmente alguna forma de post-procesamiento, por lo tanto, no se usa en solitario para el realzado sino que forma parte de un algoritmo más complejo. El filtrado paso alto de forma aislada acentúa los bordes en la imagen pero pierde una gran parte en la información visual al eliminar las componentes de baja frecuencia. Este problema se resuelve con el filtrado de énfasis de alta frecuencia, que conserva parte de la información de baja frecuencia añadiendo un offset a la función de filtro.

La imagen filtrada paso alto puede obtenerse como la diferencia entre la imagen original y una versión filtrada paso-bajo de esa imagen:

$$PasoAlto = Original - PasoBajo \quad (19)$$

Multiplicando la imagen original por un factor de amplificación A , se obtiene la definición de un filtro de énfasis de alta frecuencia:

$$\begin{aligned} \text{Énfasis de AltaFrecuencia} &= A \cdot Original - PasoBajo \\ &= (A - 1) \cdot Original + Original - PasoBajo \\ &= (A - 1) \cdot Original + PasoAlto \end{aligned} \quad (20)$$

Para un valor $A = 1$, el resultado es un paso alto estándar, cuando $A > 1$, parte de la imagen parte de la imagen original se añade al resultado del paso alto, que restaura parcialmente las componentes de baja frecuencia perdidas. El resultado es que la imagen resultante se parece más a la imagen original con un grado de realzado de los bordes, que depende del valor A .

El filtro paso bajo utilizado en el filtro de énfasis de alta frecuencia está definido en la siguiente ecuación:

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) \quad (21)$$

Donde $F(u, v)$ es la transformada de Fourier de una imagen para ser suavizada. El problema consiste en seleccionar una función de transferencia $H(u, v)$ que proporcione $G(u, v)$ atenuando las componentes de alta frecuencia de $F(u, v)$. La transformada inversa proporcionará la imagen suavizada deseada $g(x, y)$. La transformada de Fourier $F(u, v)$ de la imagen $f(x, y)$ está dada por:

$$F(u, v) = \mathfrak{F}\{f(x, y)\} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \exp(-2\pi i(ux + vy)) dx dy \quad (22)$$

De manera análoga, la transformada inversa de Fourier $f(x, y)$ de $F(u, v)$ es:

$$f(x, y) = \mathfrak{F}^{-1}\{F(u, v)\} = \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(u, v) \exp(-2\pi i(ux + vy)) du dv \quad (23)$$

Un filtro paso bajo ideal de 2-D está caracterizado por una función de transferencia que satisface la relación:

$$H(u, v) = \begin{cases} 1 & \text{si } D(u, v) \leq D_0 \\ 0 & \text{si } D(u, v) > D_0 \end{cases} \quad (24)$$

Donde D_0 es una cantidad especificada no negativa, y $D(u, v)$ es la distancia desde el punto (u, v) al origen del plano de frecuencias; esto es:

$$D(u, v) = (u^2 + v^2)^{1/2} \quad (25)$$

Gradiente

El gradiente de una imagen $f(x, y)$ en un punto (x, y) se define como un vector bidimensional dado por la ecuación (24), siendo un vector perpendicular al borde.

$$G[f(x, y)] = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} f(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y} f(x, y) \end{bmatrix} \quad (26)$$

Donde el vector G apunta en la dirección de la variación máxima de f en el punto (x, y) por unidad de distancia con la magnitud y dirección dadas por:

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}; \quad \phi(x, y) = \tan^{-1} \frac{G_y}{G_x} \quad (27)$$

Para calcular la derivada en (24) se pueden utilizar las diferencias de primer orden entre dos pixeles adyacentes; esto es:

$$G_x = \frac{f(x + \Delta x) - f(x - \Delta x)}{2\Delta x}; \quad G_y = \frac{f(y + \Delta y) - f(y - \Delta y)}{2\Delta y} \quad (28)$$

Ésta es la forma elemental de obtener el gradiente en un punto.

Gradiente Morfológico

La dilatación y la erosión se utilizan a menudo para obtener el gradiente de una imagen denotado g . El primer residuo que se puede definir en Morfología es el gradiente. Debida a las relaciones de extensión y anti-extensión definidas sobre los operadores morfológicos se establece el concepto de gradiente morfológico. El gradiente morfológico o de Beucher es la diferencia entre la imagen original y su erosión o entre una dilatación y la imagen original o entre una dilatación y una erosión:

$$\begin{aligned}g^{-}(f) &= f - (f \oplus B) && \text{gradiente por erosión} \\g^{+}(f) &= (f \otimes B) - f && \text{gradiente por dilatación} \\g(f) &= (f \oplus B) - (f \otimes B) && \text{gradiente simétrico}\end{aligned}\tag{29}$$

Su utilidad está en la localización de los bordes o perímetro de los objetos. La elección del tipo de gradiente morfológico dependerá de la geometría de los objetos.

Hard-Threshold (Umbral Duro)

Al definir un umbral λ los valores de la imagen que se encuentren por debajo de él son eliminados.

$$T_{\lambda} = \begin{cases} I(x, y) & \text{si } |I(x, y)| > \lambda \\ 0 & \text{de otra manera} \end{cases} \quad (30)$$

Se han propuesto varios enfoques para la selección del umbral λ . La selección es un compromiso entre dos parámetros, un valor de λ grande elimina una cantidad significativa de energía en la señal, mientras que un pequeño valor de λ no suprime una gran cantidad de ruido. El valor adoptado deriva de un estudio estadístico de los niveles de gris de la imagen, por lo que un nivel de umbral igual a la diferencia entre el valor de píxel media y la desviación estándar se elige empíricamente Rizzi et al. (2009).

Uno de los métodos más simples es el algoritmo VisuShrink y se designa como:

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log N} \quad (31)$$

En donde N es el número de muestras y σ es la desviación estándar que se puede estimar con la ecuación (30), donde DMA es la desviación media absoluta de los niveles de gris.

$$\sigma = \frac{DMA(I(x, y))}{0.6745} \quad (32)$$

Transformada Wavelet

De manera muy general, la Transformada Wavelet de una función $f(t)$ es la descomposición de $f(t)$ en un conjunto de funciones, que forman una base y son llamadas las “Wavelets”. La Transformada Wavelet se define como:

$$W_f(s, \tau) = \int f(t) \psi_{s, \tau}^*(t) dt \quad (33)$$

Las Wavelets son generadas a partir de la traslación y cambio de escala de una misma función wavelet, llamada la “Wavelet madre”, y se define como:

$$\psi_{s, \tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t - \tau}{s}\right) \quad (34)$$

Donde s es el factor de escala, y τ es el factor de traslación. En la Figura 3.2 se muestran algunos ejemplos de Wavelets madres como la familia Haar, Daubechies y Morlet.

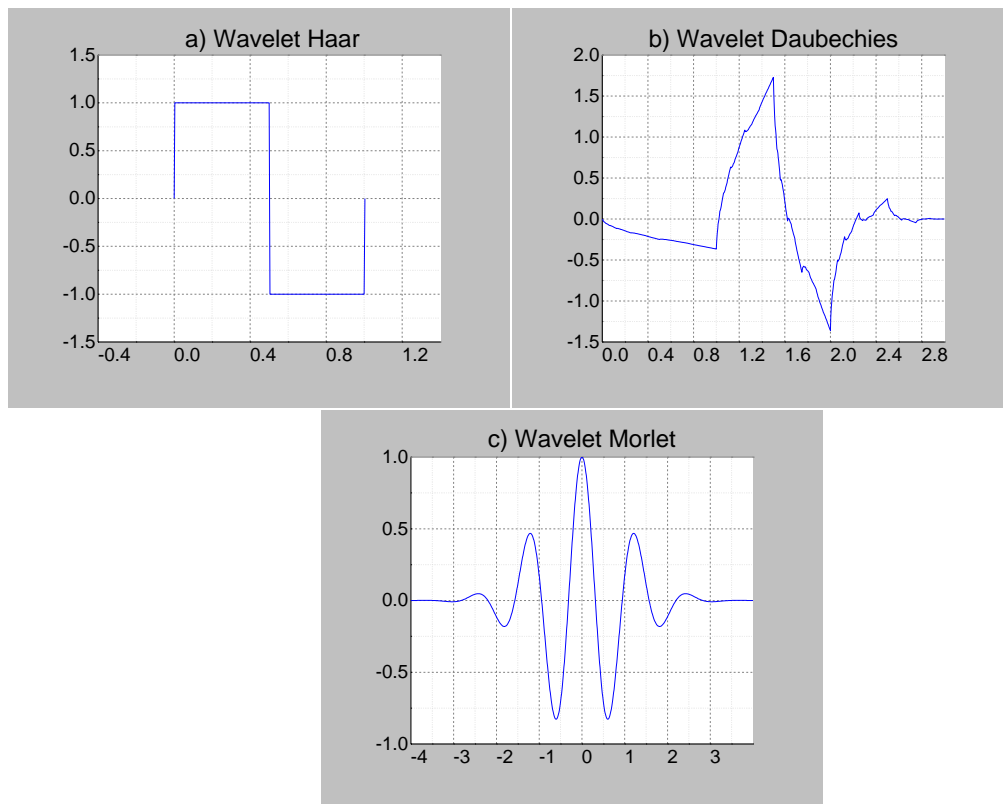


Figura 2.8 Gráficos de varios tipos de wavelet. a) Wavelet de Haar, b) Wavelet de Daubechies, c) Wavelet de Morlet.

Como se puede observar del Cuadro 2.1 la mayoría de los signos de diagnóstico son representadas mediante píxeles brillantes lo que beneficia no solo en la detección de micro-calcificaciones si no que también cualquier otra anomalía detectada por el método nos indica signo de malignidad. Las ventajas que nos da la transformada wavelet para la localización de micro-calcificaciones son las siguientes:

- Proporcionan localización de frecuencias y dan información sobre la localización y tipología de las singularidades de la señal.
- Las micro-calcificaciones son representados mediante un conjunto de píxeles muy brillantes los cuales se interpretan como componentes de alta frecuencia en la descomposición wavelet.
- Las micro-calcificaciones sospechosas pueden ser detectadas mediante la supresión de bajas frecuencias en la descomposición wavelet de mamografías.

Con la desventaja de que la presencia de ruido puede perturbar el procesamiento en el dominio wavelet y disminuir el número de micro-calcificaciones detectadas. Por tal motivo es importante una etapa de pre-procesado antes de aplicar la transformada wavelet como lo pueden ser los métodos de mejora de contraste visto anteriormente.

III. METODOLOGÍA

Materiales

El estudio se realizó en la Universidad Autónoma de Querétaro en el Laboratorio de Gestión Tecnológica, para el desarrollo de la investigación se utilizaron las mamografías de la base de datos MIAS disponible de forma gratuita por Clark (2012) en <http://peipa.essex.ac.uk/info/mias.html>; de las cuales las mamografías mdb209, mdb211, mdb213, mdb216, mdb218, mdb219, mdb222, mdb223, mdb226, mdb227, mdb231, mdb233, mdb236, mdb238, mdb239, mdb241, mdb245, mdb248, mdb249, mdb252 y mdb256 son las que contienen micro-calcificaciones. Las mamografías de esta base de datos tienen una resolución de 1024 x 1024 píxeles y 256 niveles de grises. Los algoritmos se desarrollaron en el software Matlab[®] 7.5.0 (R2007b) los cuales se ejecutaron en una computadora con las siguientes características: Procesador Intel[®] Core[™] i3 de 2.4 GHz, 4 GB de memoria RAM, Sistema Operativo Windows 7 de 64-bit.

La investigación se divide en 2 etapas principales: en la primera etapa se le aplica un pre-procesado a la imagen para aumentar el contraste y disminuir la presencia de ruido con el fin de disminuir el índice de falsos-positivos que se puedan presentar; en la segunda etapa se enfoca en la detección de las ROI's que contienen micro-calcificaciones. Una vez que se obtienen las micro-calcificaciones se procede a evaluar cuantas fueron realmente micro-calcificaciones, cuantas no son micro-calcificaciones, cuantas fueron las que no se detectaron y con esos valores se calculan los índices de sensibilidad, FP/img y la curva FROC. En la Figura 3.1 se muestran los métodos utilizados en cada etapa del proceso; los métodos propuestos para la primera etapa están enfocados en realzar y diferenciar las pequeñas zonas con alta intensidad, con el fin de realizar un filtro paso-alto en la segunda etapa e identificar las micro-calcificaciones que se encuentren en la mamografía para posteriormente evaluarlas.

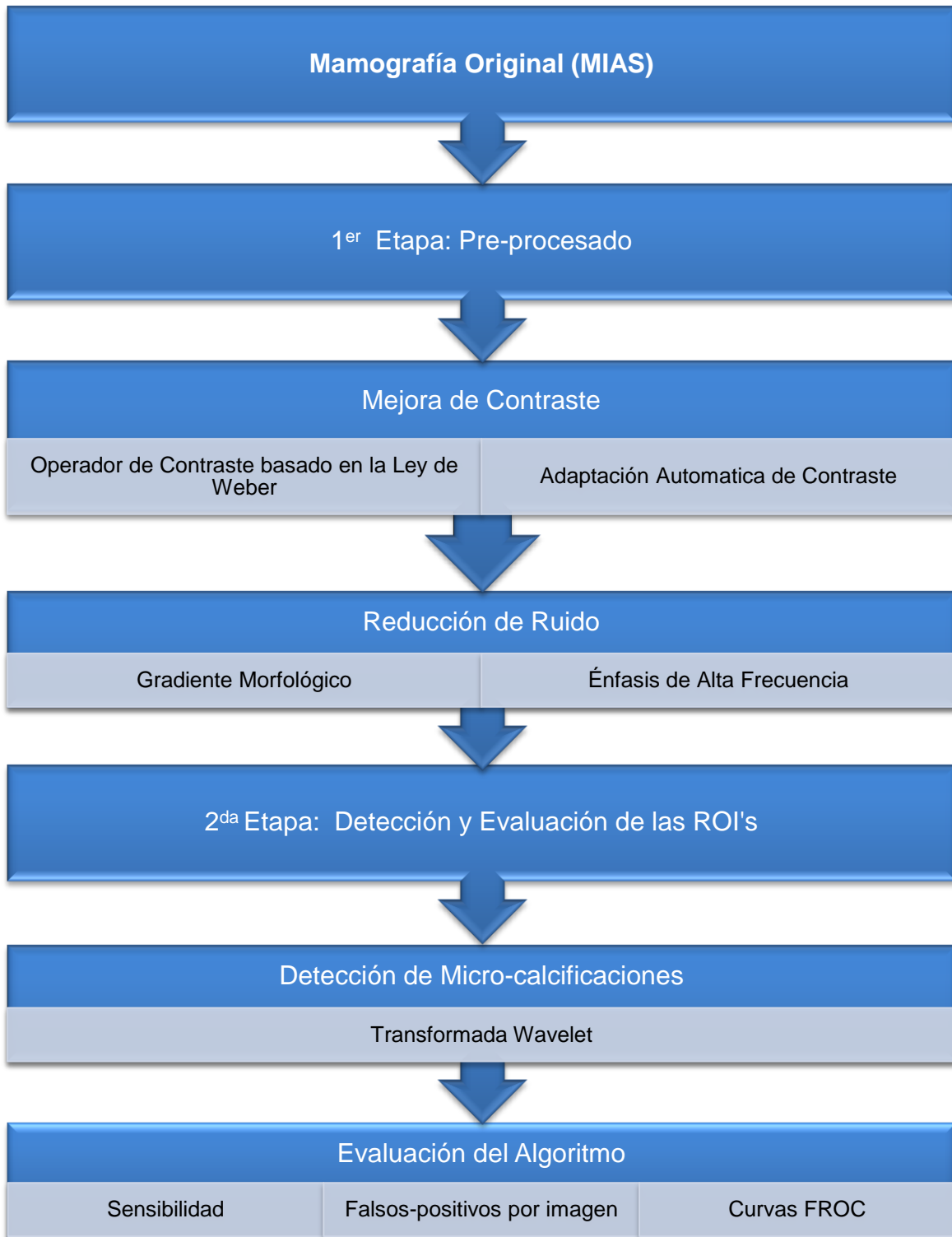


Figura 3.1 Diagrama de bloques del proceso para detección de Micro-calcificaciones.

En la Figura 3.2 se muestra la mamografía original que se usará de ejemplo para explicar cada uno de los pasos del proceso mencionado en la Figura 3.1. La mamografía que se utilizará es la Mdb209 de la base de datos MIAS.

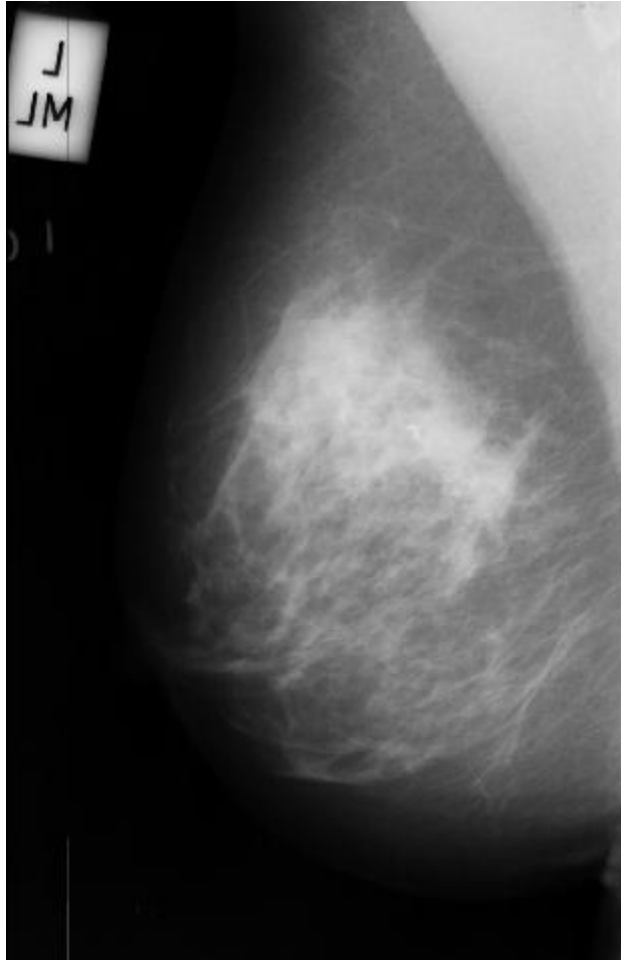


Figura 3.2 Mamografía de ejemplo Mdb209 de la base de datos MIAS; mamografía en su estado original.

En la Figura 3.3 se muestra el diagrama de cómo se implementaron los procesos de cada una de las etapas y de los cuales se hablará con más detalle en los siguientes temas.

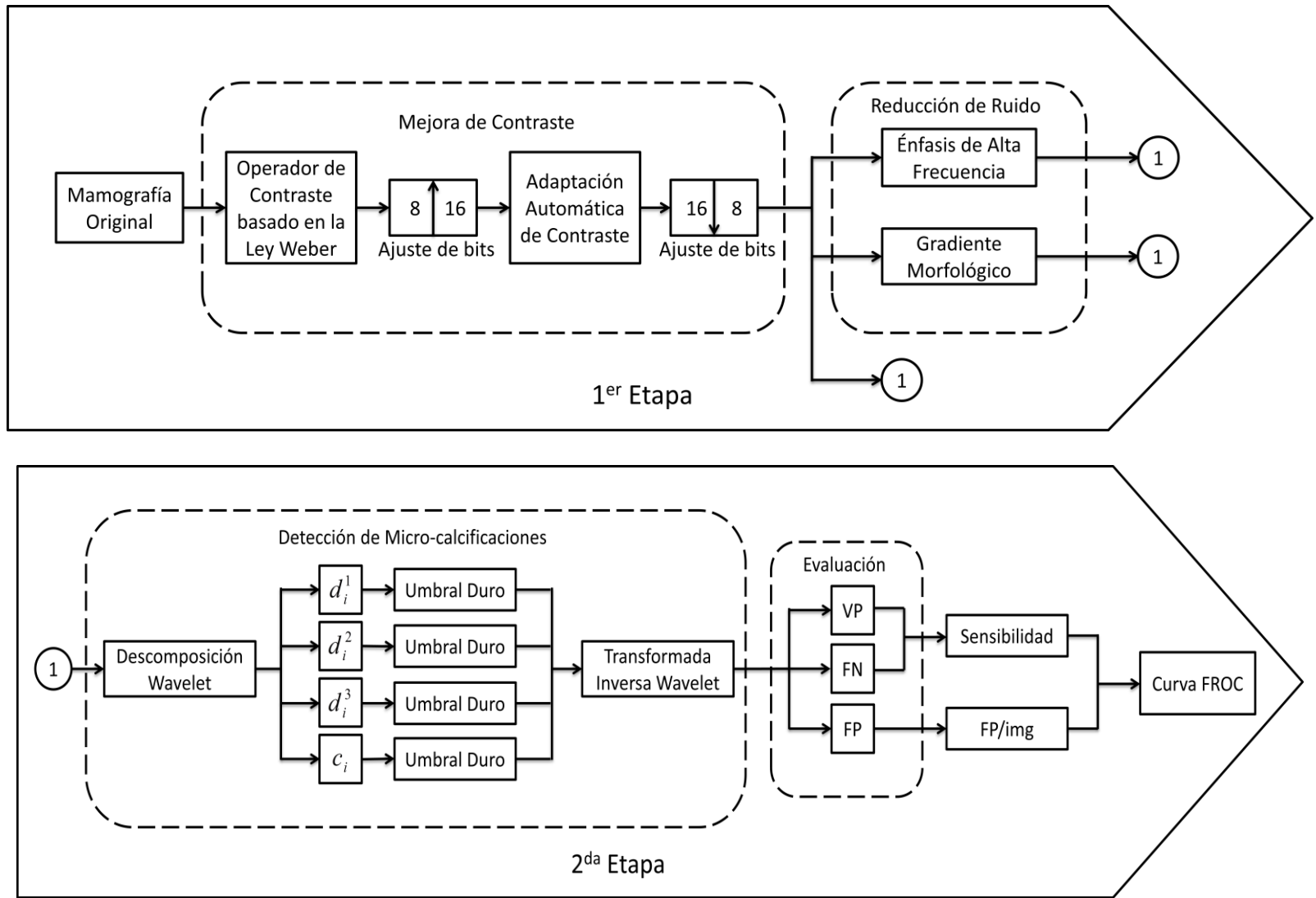


Figura 3.3 Diagrama del proceso interno de cada etapa del algoritmo.

Mejora de contraste

Uno de los problemas en la detección de micro-calcificaciones es el bajo contraste entre los objetivos a localizar y el tejido que los rodea, por lo tanto, la principal función de este paso es aumentar el contraste que existe entre masas o zonas claras (ROI) que hay en la mamografía y el tejido normal mamario.

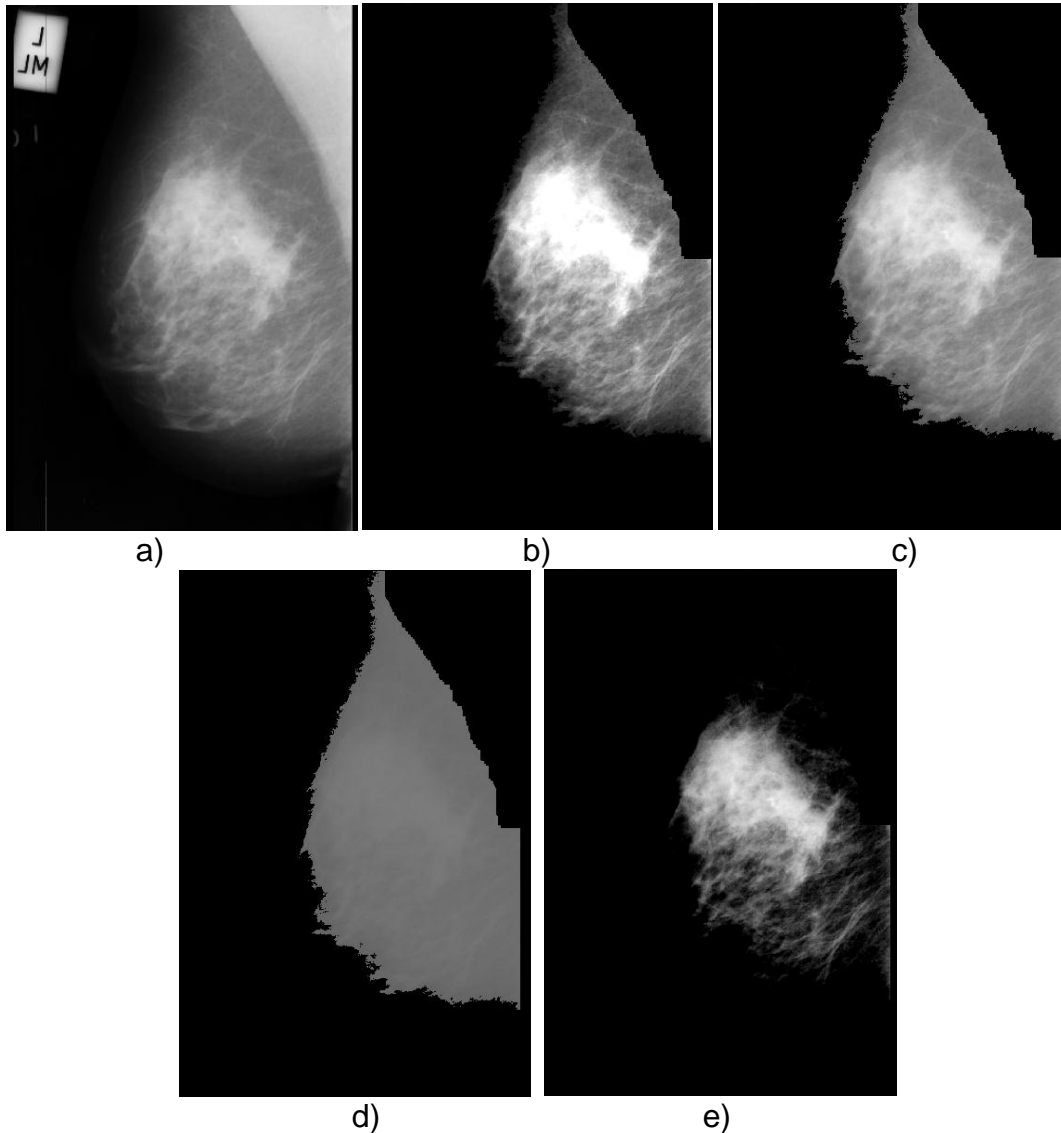


Figura 3.4 a) Mamografía Mdb209, b) resultado del operador de contraste basado en la ley de Weber, c) resultado de la adaptación automática de contraste, d) resultado del ajuste de 8 a 16 bit y e) resultado final.

Para cumplir con esta función se implementaron 2 métodos los cuales son el operador de contraste basado en la ley de Weber y la adaptación automática de contraste según las características de la imagen. En la Figura 3.4 b) se puede observar el resultado del operador de contraste basado en la ley de Weber tras aplicarlo a la mamografía original mostrada en la Figura 3.4 a). De igual forma se aplicó la adaptación automática de contraste a la mamografía original para mejorar el contraste entre el tejido normal mamario y las micro-calcificaciones. El resultado obtenido se muestra en la Figura 3.4 c).

Al aplicar el operador de contraste basado en la ley de weber las zonas claras o ROI's se saturaron, lo que ocasionó que se perdiera información como algunos tejidos e incluso algunas micro-calcificaciones como se puede ver en la Figura 3.4 b). Para solucionar este problema se hizo un ajuste de bits, con el objetivo de ampliar el rango de niveles de gris de 8 bits (256 niveles de gris) a 16 bits (65,536 niveles de gris), al realizar este ajuste de bits los niveles de gris correspondientes a las ROI's y micro-calcificaciones que se encontraban saturados ahora se concentran en una zona intermedia, oscureciendo así la mamografía como se puede ver en la Figura 3.4 d).

Esto permite realzar las zonas claras sin perder información a través de la adaptación automática de contraste, con el fin de distribuir los niveles de gris que se encontraban concentrados en una región; una vez aplicado la adaptación automática de contraste se da como resultado la imagen de la Figura 3.4 e).

Reducción de ruido

Otro de los problemas que tiene la detección de las micro-calcificaciones es el ruido, el cual para este estudio se considera como ruido a todos aquellos tejidos que rodean a las micro-calcificaciones. Los métodos propuestos para eliminar el ruido son el gradiente morfológico y el énfasis de alta frecuencia.

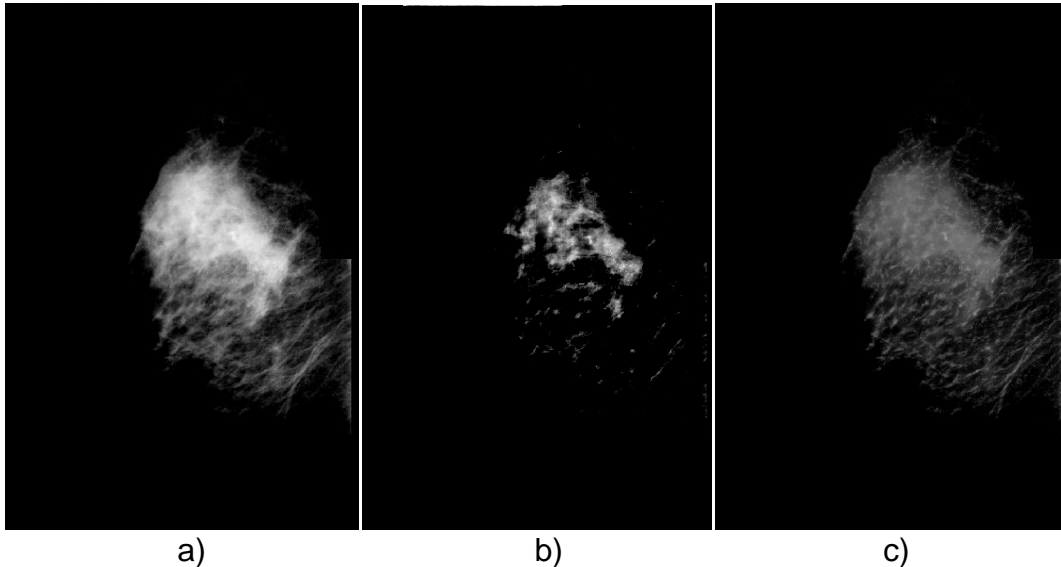


Figura 3.5 a) Resultado de la mejora de contraste, b) resultado del gradiente morfológico y c) resultado del filtro énfasis de alta frecuencia.

En la Figura 3.5 b) se muestra el resultado obtenido al aplicar el gradiente morfológico aplicado al resultado de la mejora de contraste. Como ya se mencionó en el capítulo previo, las micro-calcificaciones son representadas mediante un conjunto de píxeles muy brillantes los cuales se interpretan como componentes de alta frecuencia en la descomposición wavelet, por lo tanto, el objetivo de aplicar la técnica de énfasis de alta frecuencia es potenciar esta ventaja de la transformada Wavelet para la detección de micro-calcificaciones. En la Figura 3.5 c) se puede observar el resultado obtenido al aplicar el énfasis de alta frecuencia. Tanto el resultado de la Figura 3.5 b) y Figura 3.5 c) se aplicaron al resultado obtenido de la mejora de contraste mostrado en la Figura 3.5 a).

Detección de micro-calcificaciones

La localización de micro-calcificaciones basada en la transformada wavelet está compuesta en dos etapas: la primera etapa consiste en descomposición de la mamografía aplicando la transformada wavelet; la segunda etapa consiste en la supresión de las bajas frecuencias de cada una de las imágenes de descomposición y aplicar la transformada inversa wavelet para obtener la localización de las micro-calcificaciones. La descomposición de la imagen aplicando wavelet nos da como resultado cuatro imágenes las cuales representan la imagen de detalle c_i , los detalles en horizontal de la imagen d_i^1 , los detalles en horizontal de la imagen d_i^2 y los detalles en diagonal de la imagen d_i^3 . Donde i es nivel de descomposición y c_0 es la imagen original. En la Figura 3.6 se muestra un ejemplo del proceso de descomposición de la imagen original hasta llegar a las imágenes c_i , d_i^1 , d_i^2 , d_i^3 y en el diagrama de la Figura 3.7 se muestra el procedimiento para realizar la descomposición de una imagen aplicando filtros wavelet.

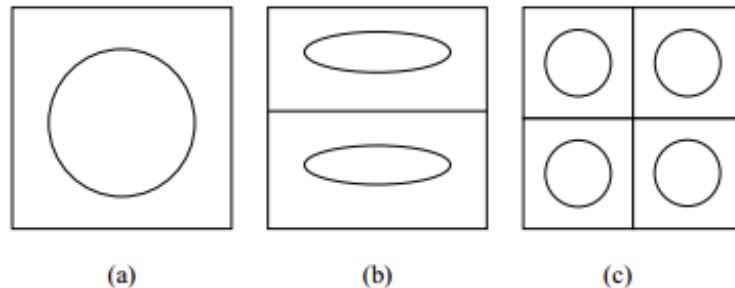


Figura 3.6 Pasos del proceso de descomposición de una imagen. a) Imagen original. b) Descomposición en dirección vertical. c) Descomposición de b) en dirección horizontal (Resultado final).

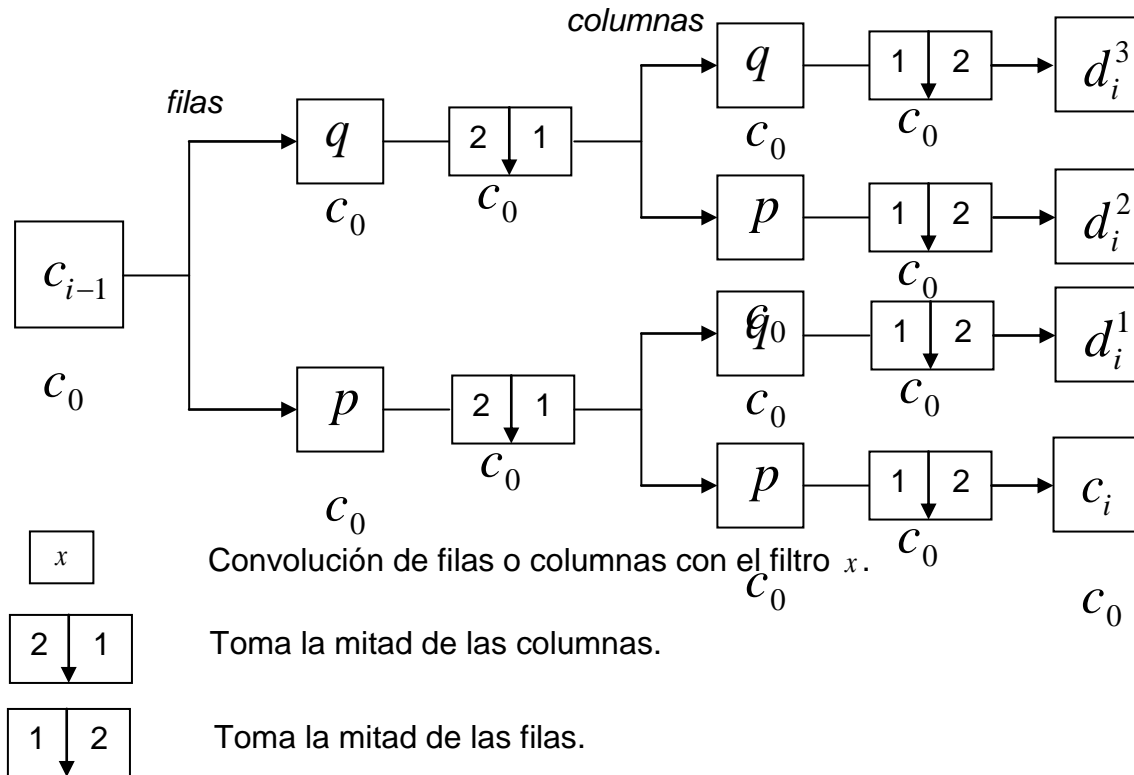


Figura 3.7 Diagrama del proceso de descomposición wavelet.

Una vez que la imagen original es descompuesta al nivel de descomposición deseado nos queda como resultado lo mostrado en la Figura 3.8, y se procede a realizar la supresión de las bajas frecuencias. La supresión de las bajas frecuencias normalmente se realiza mediante una técnica denominada *Wavelet Shrinkage* o Encogimiento Wavelet. Esta técnica reduce la magnitud de cada coeficiente wavelet a un cierto valor dependiendo del nivel de ruido que se estima de la señal. Si los valores de los coeficientes que estén por debajo del nivel de umbral son eliminados se le denomina como umbral duro (*Hard-threshold*). Si los valores de los coeficientes que estén por debajo del nivel de umbral son reducidos en magnitud se le denomina como umbral suave (*Soft-threshold*). Para nuestro caso se aplicó la técnica *Hard-Thresholding* mencionada anteriormente para umbralizar cada una de las imágenes. Con las imágenes ya umbralizadas se

procede a aplicar la transformada inversa wavelet la cual es el procedimiento inverso mostrado en la Figura 3.7.

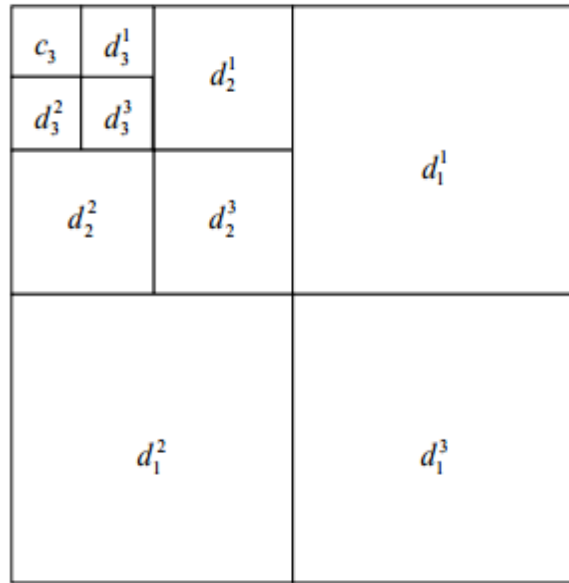


Figura 3.8 Ejemplo de descomposición wavelet a diferentes niveles de descomposición.

En la Figura 3.9 se muestra el resultado obtenido tras aplicar la transformada Wavelet a la Figura 3.5 c). Los pixeles blancos mostrados en la Figura 3.9 representan las micro-calcificaciones detectadas.



Figura 3.9 Micro-calcificaciones sospechosas detectadas utilizando la transformada Wavelet a la Figura 3.9.

Evaluación del proceso

Para la evaluación del proceso se evalúan las micro-calcificaciones de la Figura 3.9 y se determinan cuales de ellas se encuentran en la ROI's de la base de datos MIAS correspondientes en la mamografías. La base de datos MIAS marca como una ROI's con micro-calcificaciones al área marcada con el recuadro verde de la Figura 3.10.

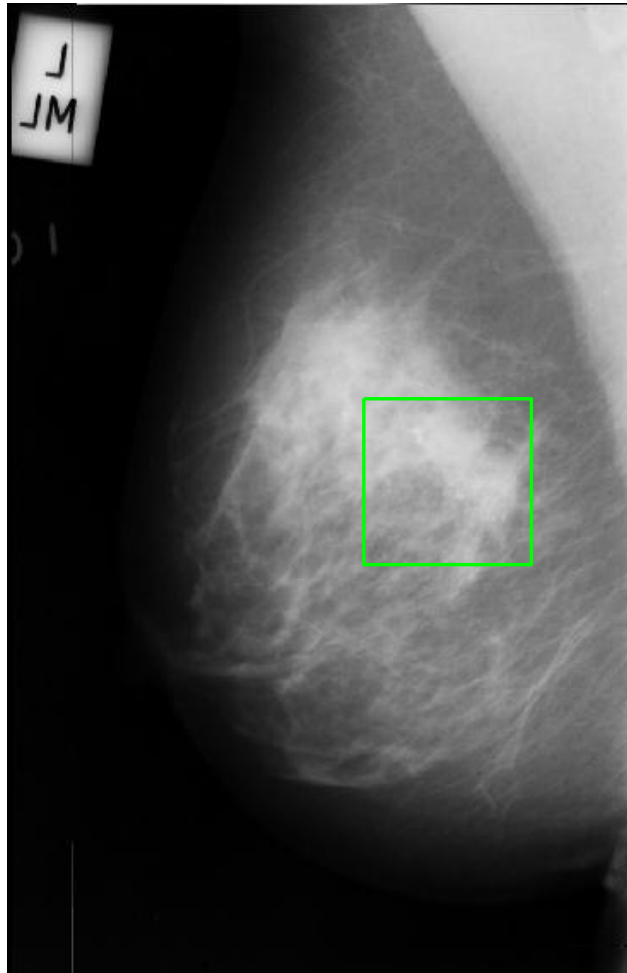


Figura 3.10 Región de interés de la mamografía Mdb209 de la base de datos MIAS.

En la Figura 3.11 se muestran cuales de las micro-calcificaciones detectadas por la transformada Wavelet se encuentran fuera de la ROI y cuales se encuentran dentro de ella.

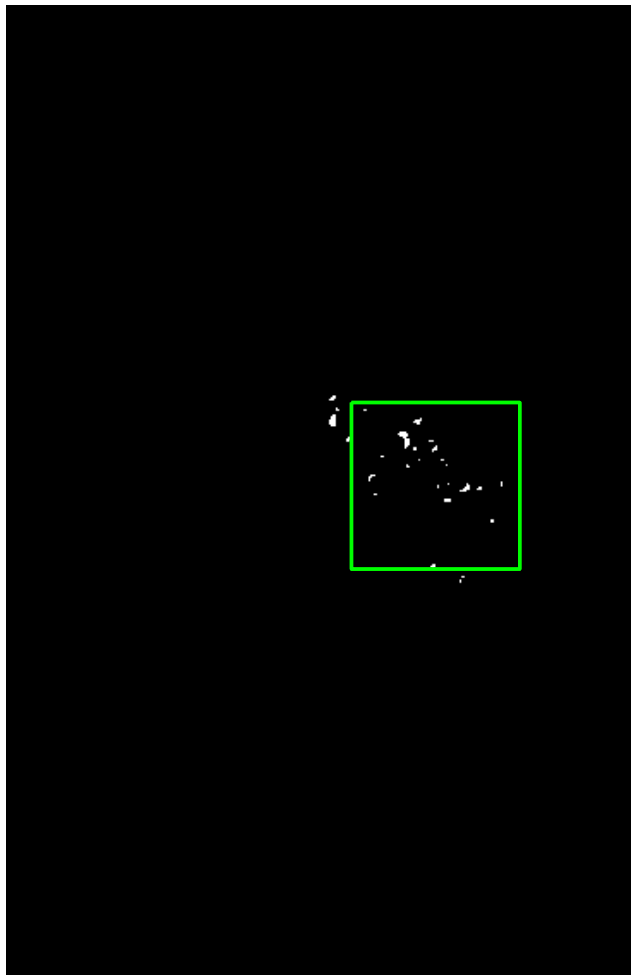


Figura 3.11 Localización de las micro-calcificaciones detectadas en la región de interés de la mamografía Mdb209 que pertenece a la base de datos MIAS.

Las micro-calcificaciones que son detectadas en la Figura 3.11 y se encuentran dentro de la ROI son marcadas como azules y representan los VP (verdaderos-positivos), mientras que aquellas micro-calcificaciones que no fueron detectadas dentro de la ROI se contabilizan como FN (falsos-negativos). Las micro-calcificaciones detectadas fuera de la ROI son marcadas en rojo representando a los FP (falsos-positivos). En la Figura 3.12 se muestra como quedan representadas cada una de las micro-calcificaciones detectadas por la transformada Wavelet.

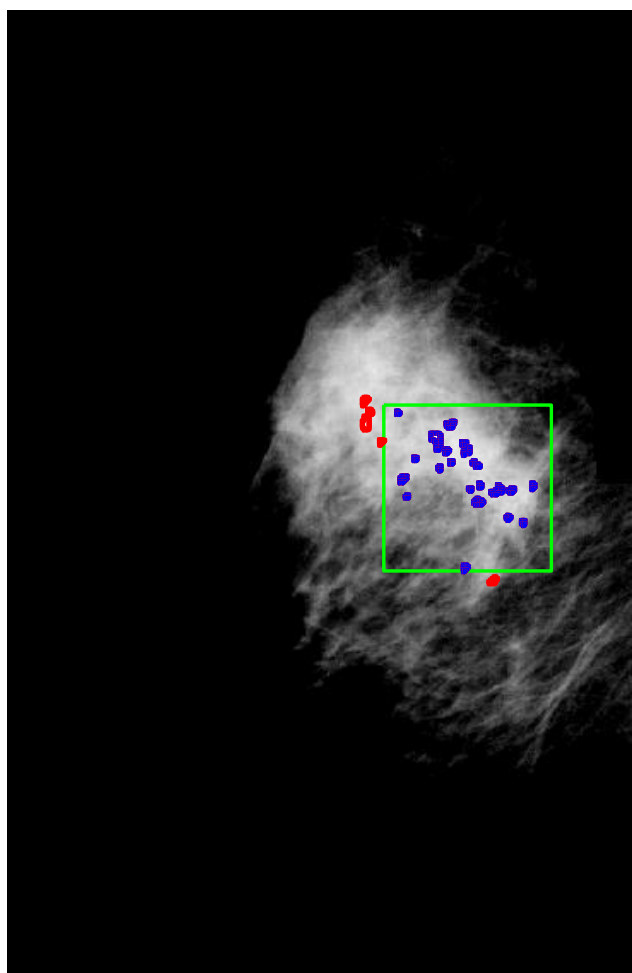


Figura 3.12 Representación de las micro-calcificaciones en verdaderos-positivos(VP) y falsos-positivos (FP) donde los VP son las marcadas en azul y los FP las marcadas en rojo.

En la Figura 3.13 y Figura 3.14 se muestra la evolución que va teniendo el proceso en cada etapa, desde la mamografía original hasta la detección y evaluación de las micro-calcificaciones.

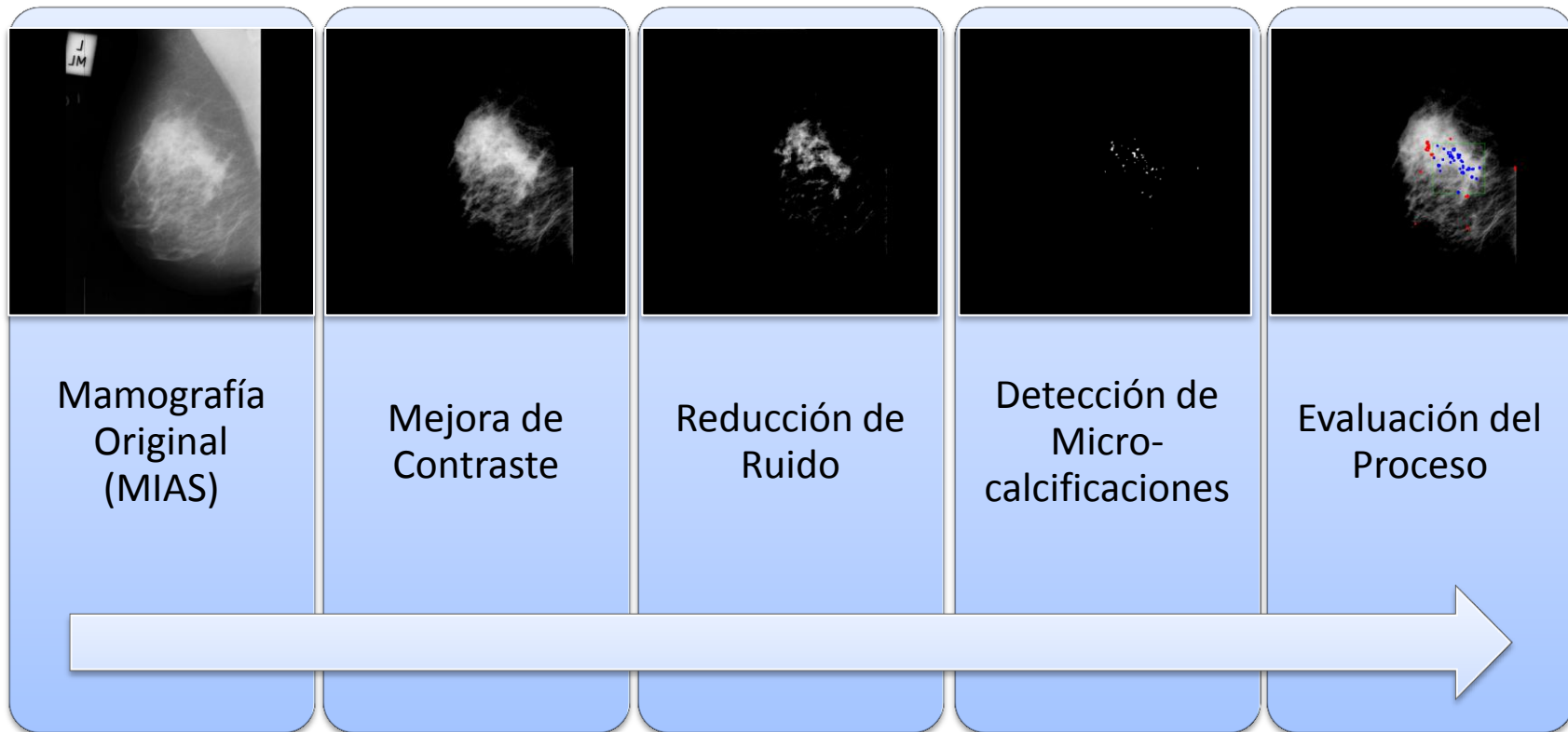


Figura 3.13 Proceso y evolución de la mamografía durante la detección de las micro-calcificaciones.

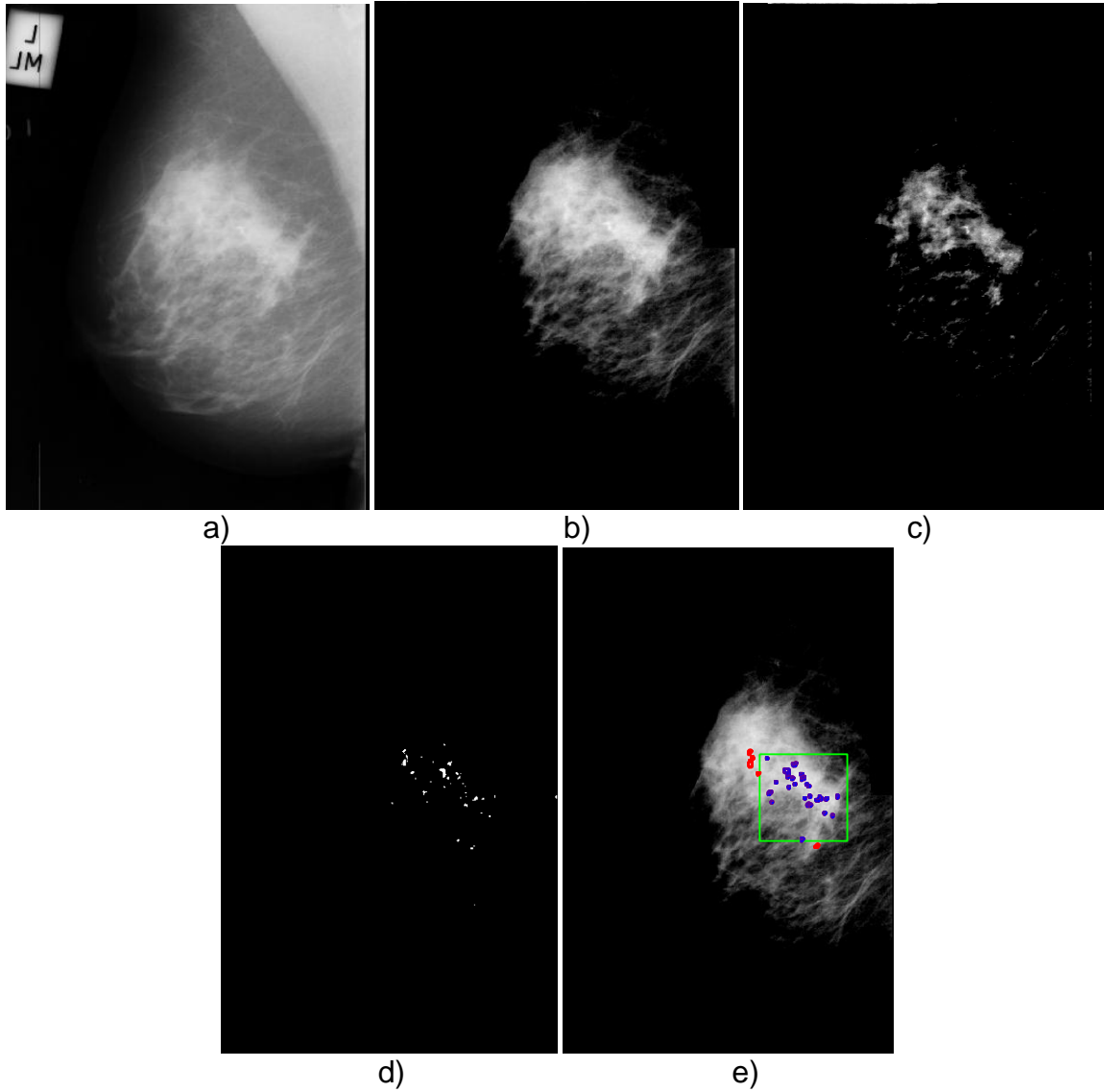


Figura 3.14 Resultado del proceso de mejora de contraste, reducción de ruido, detección y evaluación de micro-calcificaciones.

IV. RESULTADOS Y DISCUSION

Mejora de contraste

Para mejorar el contraste se aplicaron 2 métodos por separado a la imagen original, estos métodos son el operador de contraste basado en la Ley de Weber y la Adaptación Automática de Contraste. Al aplicar el operador de contraste basado en la Ley de Weber la imagen muestra una saturación de iluminación en la región de interés como se puede ver en la Figura 4.1 b) y Figura 4.2 b). Ya que las micro-calcificaciones son representadas por pixeles con un nivel de intensidad alto hay una mayor dificultad para percibir las y en el peor de los casos las micro-calcificaciones se fusionan con su entorno al haber una saturación en los niveles de intensidad.

Al aplicar la Adaptación Automática de Contraste a la imagen original no hay un cambio importante en la percepción visual de micro-calcificaciones, este resultado se muestra en la Figura 4.1 c) y Figura 4.2 c). Esto se debe a que los niveles de gris de la imagen original están distribuidos a lo largo de todos los niveles de gris como se puede percibir en el histograma de la Figura 4.3 a), por lo tanto, los cambios en los niveles de gris son mínimos (véase Figura 4.3 c)).

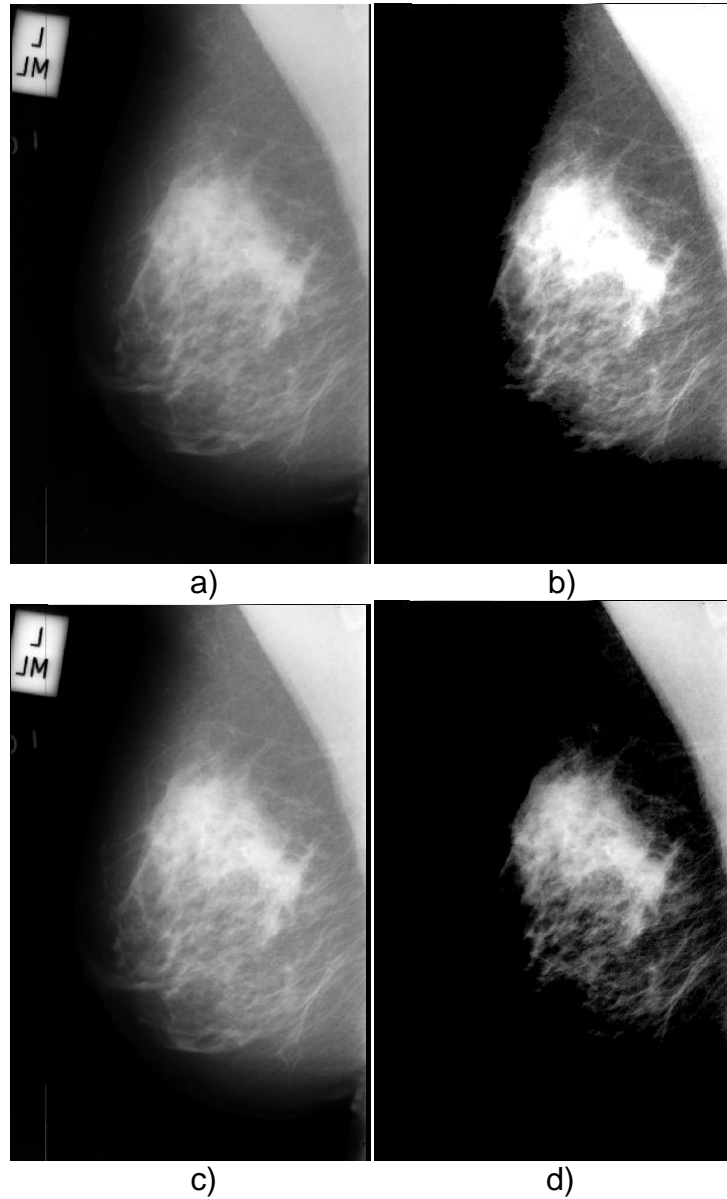


Figura 4.1 a) Mamografía Original mdb209 de la base de datos MIAS, b) resultado del Operador de Contraste basado en la Ley Weber aplicado a la imagen original (Figura 4.1 a)), c) resultado de la Adaptación Automática del Contraste aplicado a la imagen original, d) resultado del Operador de Contraste basado en la Ley Weber en conjunto con la Adaptación Automática del Contraste aplicado a la imagen original.

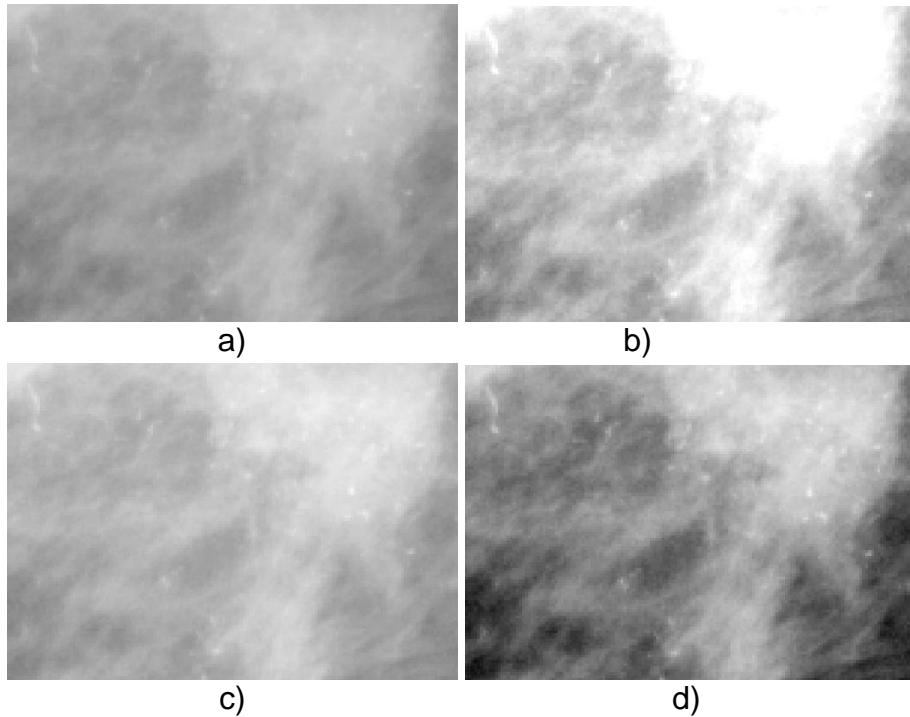


Figura 4.2 a) Acercamiento a la región de interés de la Figura 4.1 a), b) Acercamiento a la región de interés de la Figura 4.1 b), c) Acercamiento a la región de interés de la Figura 4.1 c), d) Acercamiento a la región de interés de la Figura 4.1 d).

Los problemas de saturación en la luminosidad que se tuvieron con el operador de contraste basado en la Ley de Weber se solucionaron al aplicar una Adaptación Automática de Contraste tomando como valor máximo 65,536, es decir, se adaptó el contraste a una imagen de 16 bits. El objetivo de la Adaptación Automática de Contraste es que los píxeles que se saturaron al sobrepasar el nivel máximo 255 se logren distribuir a lo largo de los 65,536 niveles disponibles, dando como resultado las imágenes mostradas en la Figura 4.1 d) y Figura 4.2 d).

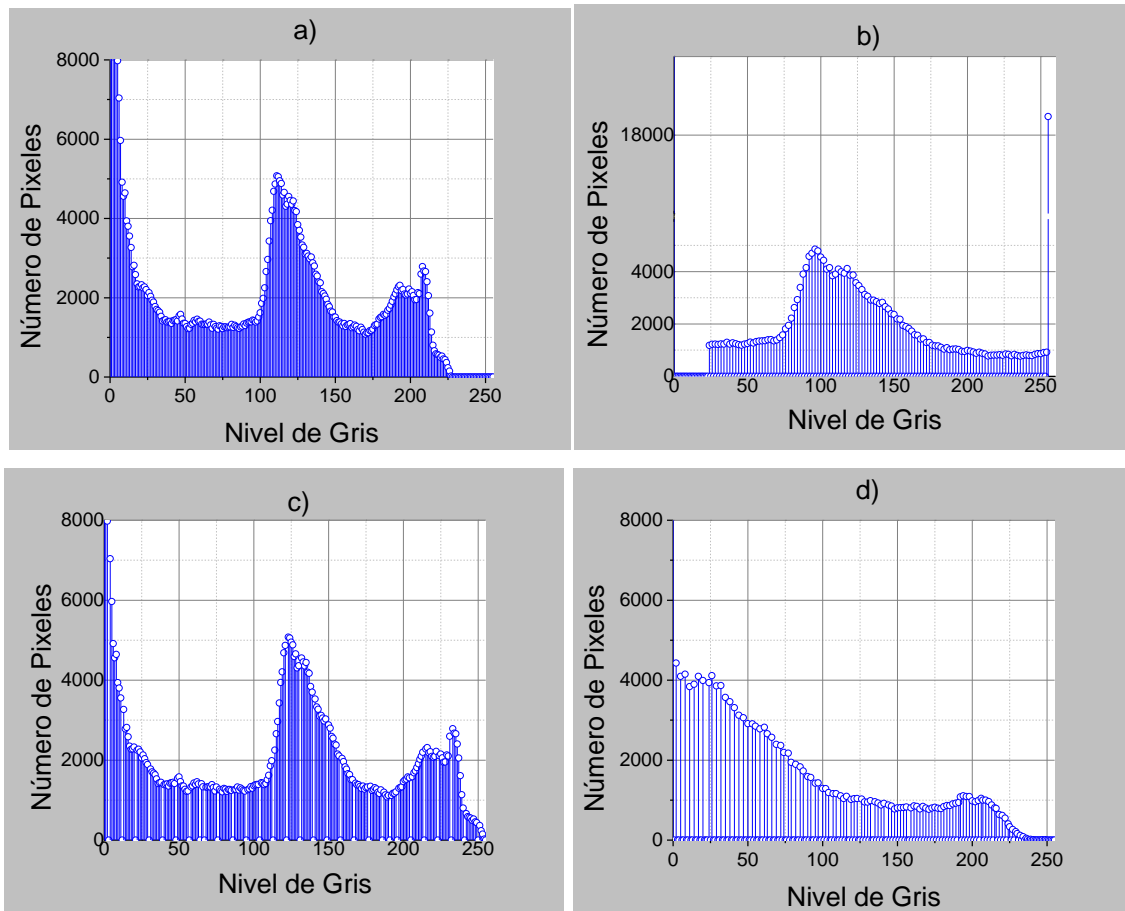



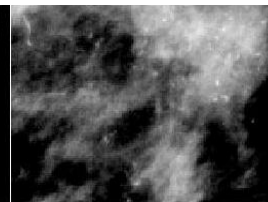
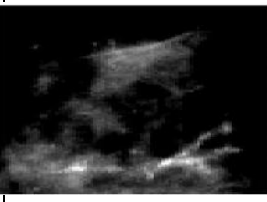


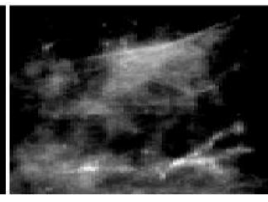





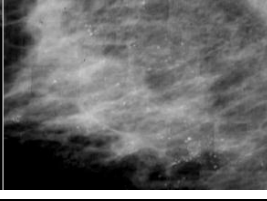




Figura 4.3 a) Histograma de la Figura 4.1 a), b) Histograma de la Figura 4.1 b), c) Histograma de la Figura 4.1 c), d) Histograma de la Figura 4.1 d).

Reducción de ruido

En nuestro caso el ruido en las mamografías son aquellos tejidos, vasos sanguíneos, conductos mamarios que rodean las micro-calcificaciones, en los resultados se muestra una región de la mamografía que contiene micro-calcificaciones. Como resultado se muestran cómo afecta la región que rodea las micro-calcificaciones cada uno de los métodos de reducción de ruido implementados. En el Cuadro 4.1 se comparan los resultados tras haber aplicado los métodos de Hard Threshold (Umbral Duro) y Gradiente para la eliminación de ruido. Las mamografías mostradas en estos resultados son Mdb209, Mdb213, Mdb 219 y Mdb 233.

Cuadro 4.1 Comparación de métodos para la eliminación de tejido alrededor de las micro-calcificaciones.

Nombre de la mamografía (MIAS)	Original		Con mejora de contraste	
	Técnica de Umbral Duro	Técnica del Gradiente	Técnica de Umbral Duro	Técnica del Gradiente
Mdb209				
Mdb213				
Mdb219				
Mdb233				

Para la eliminación del ruido se aplicaron el método utilizado por Rizzi et al. (2009) de Umbral Duro y el método de eliminación de ruido mediante el Gradiente morfológico de Mencattini et al. (2008) en las mamografías. Estos mismos métodos se aplicaron a las mamografías tras aplicar la mejora de contraste mostrado en la Figura 4.1 d). Si a la imagen original se le aplican ambos métodos se puede concluir que el de Gradiente no elimina el ruido como lo hace el Umbral Duro, lo que supondrá futuros errores al momento de la detección utilizando la transformada Wavelet. Si a la imagen original se le aplica la mejora de

contraste y a ésta se le aplican los métodos para la eliminación de ruido abordados en este artículo el de Umbral Duro elimina más ruido que el método de Gradiente pero elimina también micro-calcificaciones verdaderas debido a que el nivel de gris no es tan alto como el umbral seleccionado, mientras que con el Gradiente se mantiene el grupo de micro-calcificaciones. Con respecto al Umbral Duro y al Gradiente ambos eliminan mayor ruido tras pasar por la mejora de contraste, se puede observar el realce de las micro-calcificaciones en la tabla Micro-calcificaciones observadas tras aplicar la eliminación de ruido.

Transformada Wavelet

Para las pruebas realizadas con la transformada Wavelet se utilizó la Wavelet Symmlet 8 ya que un estudio realizado por Docusse et al. (2009) mostró que la familia Symmlets tienen mejor rendimiento en la caracterización de micro-calcificaciones. La transformada Wavelet se aplicó en 3 puntos del proceso con el fin de evaluar si los métodos propuestos tienen un efecto positivo o negativo. Los puntos en los que se aplicó la transformada Wavelet se pueden observar en el diagrama de la Figura 3.3 los cuales son después de aplicar la mejora de contraste, después de aplicar el énfasis de alta frecuencia a la mejora de contraste y por último después de aplicar el gradiente morfológico a la mejora de contraste. Las micro-calcificaciones detectadas se compararon con las micro-calcificaciones evaluadas en el trabajo de Oporto Díaz (2004) con el fin de obtener los VP, FN y FP. Estos resultados se pueden observar en el Cuadro 4.2, los cuales se obtuvieron con un valor de umbral de 5.5 donde la mejor sensibilidad es de 57.01% y se obtuvo del proceso de mejora de contraste y reducción de ruido por medio del énfasis de alta frecuencia.

Cuadro 4.2 Resultado de la detección de micro-calcificaciones mediante la transformada Wavelet con diferentes procesos en la mamografía.

Mamografía	Detección de Micro-calcificaciones aplicando la Transformada Wavelet													
	Solo con mejora de contraste basado en la Ley Weber y Adaptación Automática de Contraste				Con mejora de contraste y reducción de ruido mediante Gradiente Morfológico				Con mejora de contraste y reducción de ruido mediante Énfasis de Alta Frecuencia					
	FP	VP	FN	Sensibilidad	FP	VP	FN	Sensibilidad	FP	VP	FN	Sensibilidad	Exactitud	
Mdb209	5	5	22	18.52%	51	2	25	7.41%	5	21	6	77.78%	0.66	
Mdb211	1	0	2	0.00%	29	0	2	0.00%	3	0	2	0.00%	0.00	
Mdb213	34	7	24	22.58%	65	6	25	20.00%	85	20	11	65.63%	0.17	
Mdb216	0	0	22	0.00%	72	13	9	61.90%	0	20	2	90.91%	0.91	
Mdb218	5	0	2	0.00%	77	0	2	0.00%	9	0	2	0.00%	0.00	
Mdb219	0	0	8	0.00%	129	1	7	12.50%	3	1	7	12.50%	0.09	
Mdb222	40	0	2	0.00%	61	1	1	50.00%	102	2	0	100.00%	0.02	
Mdb223	2	1	7	12.50%	80	4	4	50.00%	9	6	2	75.00%	0.35	
Mdb226	29	5	2	71.43%	46	5	2	71.43%	83	5	2	71.43%	0.06	
Mdb227	0	1	3	25.00%	137	2	2	50.00%	2	3	1	75.00%	0.50	
Mdb231	21	5	21	19.23%	182	20	6	68.97%	101	26	0	100.00%	0.20	
Mdb233	0	39	84	44.32%	0	97	26	77.60%	1	108	15	87.80%	0.87	
Mdb238	2	0	5	0.00%	123	1	4	25.00%	10	0	5	0.00%	0.00	
Mdb239	1	0	2	0.00%	79	1	1	50.00%	0	0	2	0.00%	0.00	
Mdb241	0	0	12	0.00%	147	0	12	0.00%	1	0	12	0.00%	0.00	
Mdb245	2	0	15	0.00%	132	2	13	13.33%	7	7	8	46.67%	0.32	
Mdb248	1	0	2	0.00%	149	1	1	50.00%	6	1	1	50.00%	0.13	
Mdb249	0	0	8	0.00%	110	5	3	62.50%	13	7	1	87.50%	0.33	
Mdb252	6	0	3	0.00%	206	3	0	100.00%	13	3	0	100.00%	0.19	
Mdb256	44	0	4	0.00%	36	1	3	33.33%	165	4	0	100.00%	0.02	
Total	FP/img = 13.67		Sensibilidad = 11.47%		FP/img = 98		Sensibilidad = 37.92%		FP/img = 30.9			Sensibilidad = 57.01%		

A continuación se muestran las mamografías con las que se obtuvieron los mejores resultados tanto en sensibilidad como en FP/img. Si bien hay mamografías con las cuales se obtuvieron un mejor índice de sensibilidad también el índice de FP/img es muy alto, lo cual afecta de manera negativa en la exactitud de la evaluación, dando como resultado una evaluación deficiente, como se puede ver en los resultados de la mamografía Mdb252. Tomando en cuenta este criterio, los mejores resultados obtenidos de acuerdo a los datos mostrados en el Cuadro 4.2 son los de las mamografías Mdb216, Mdb233, Mdb209, Mdb227, Mdb223. Estas imágenes se muestran en las Figuras 4.4, 4.5, 4.6, 4.7 y 4.8, las cuales contienen los resultados obtenidos para cada una de ellas, y a su vez una vista general de las mamografías y un acercamiento a las regiones donde se encuentran las micro-calcificaciones.

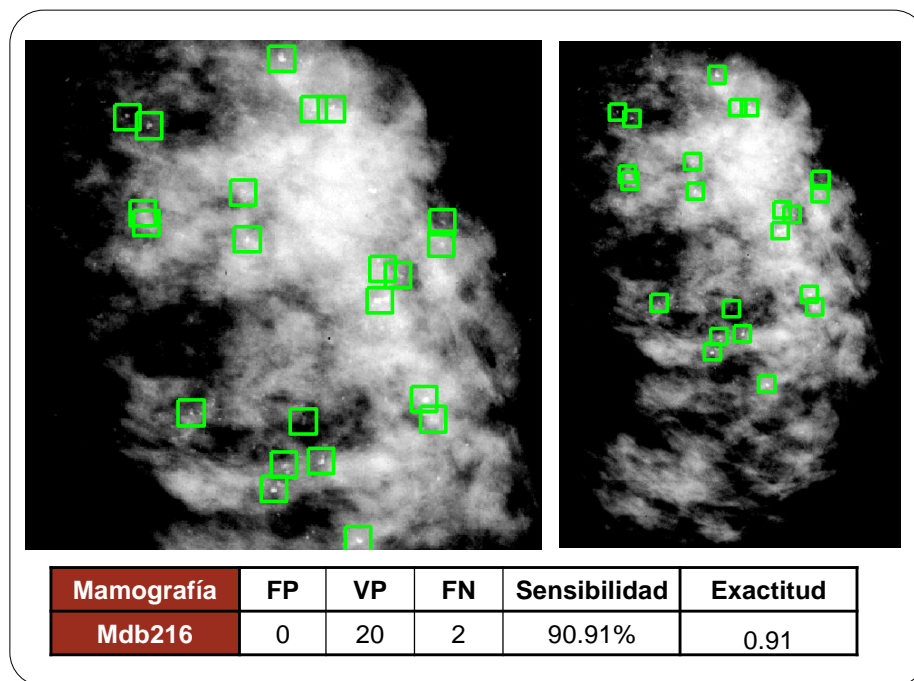


Figura 4.4 Resultados correspondientes a la mamografía Mdb216.

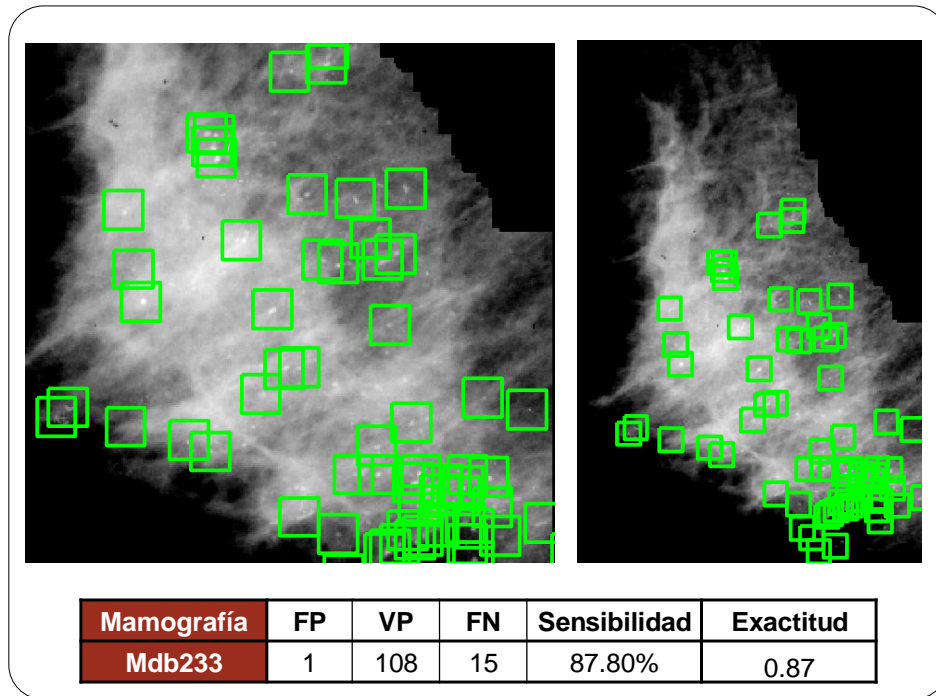


Figura 4.5 Resultados correspondientes a la mamografía Mdb233.

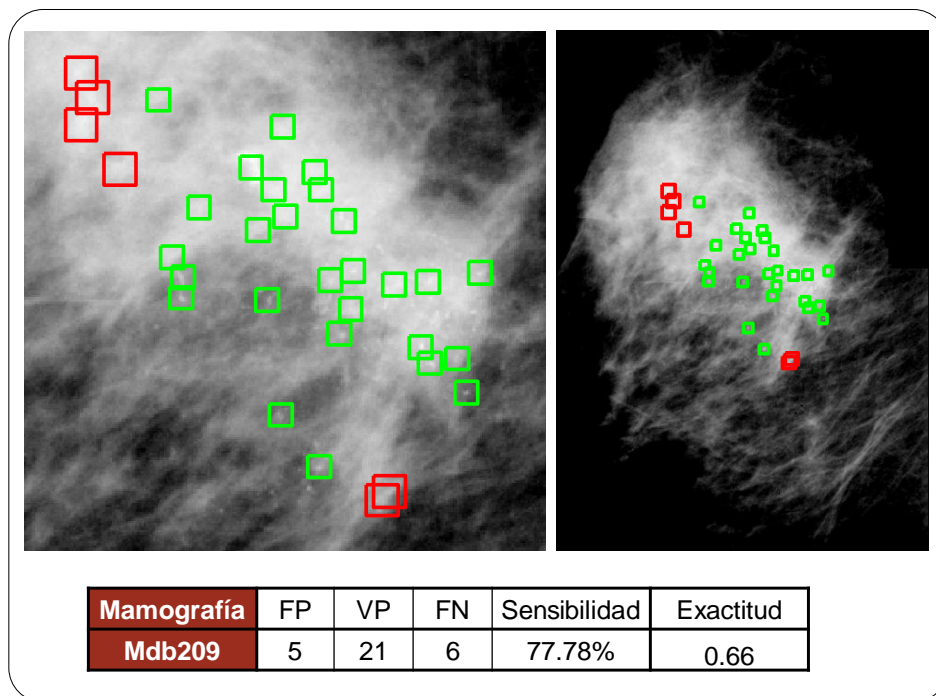


Figura 4.6 Resultados correspondientes a la mamografía Mdb209.

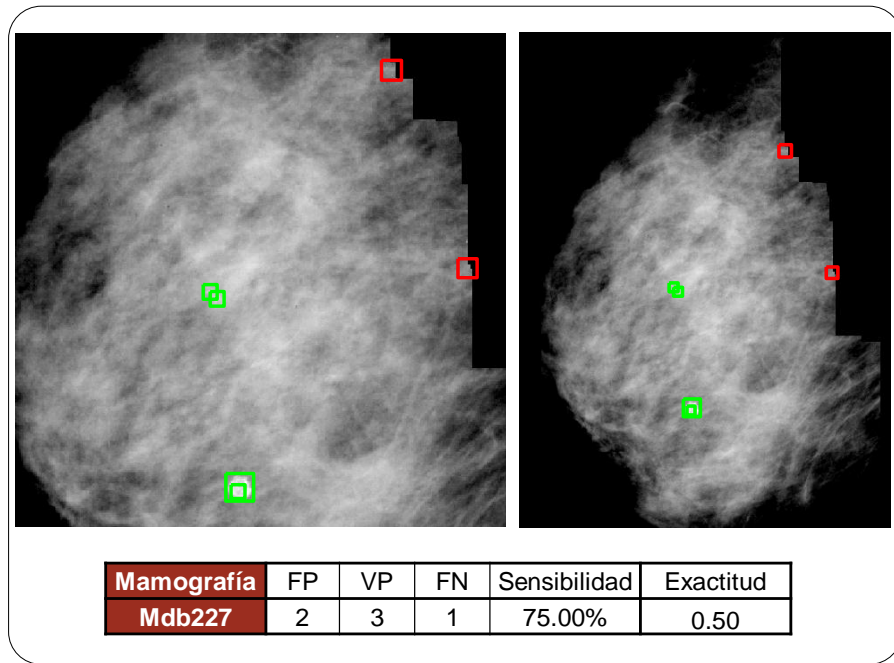


Figura 4.7 Resultados correspondientes a la mamografía Mdb227.

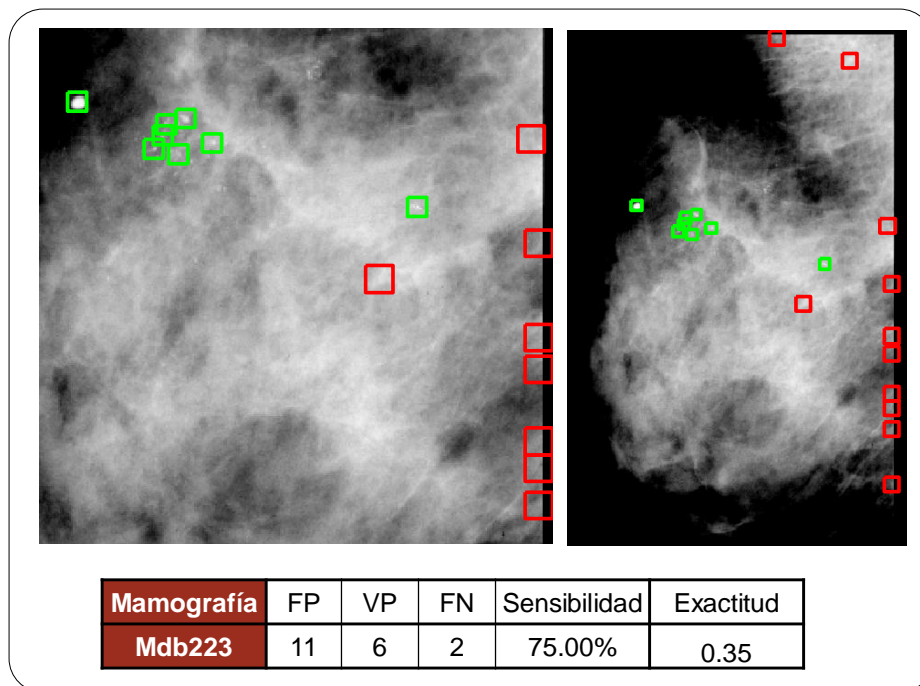


Figura 4.8 Resultados correspondientes a la mamografía Mdb223.

Los resultados obtenidos de la transformada Wavelet en diferentes niveles de umbral como lo establece el análisis de la curva FROC se muestran en la Figura 4.9, donde se observa que el mejor resultado es de una sensibilidad de 57.01% y con un índice de FP/img de 30.9 obtenido por el valor de umbral de 5.5 como ya se había mencionado anteriormente.

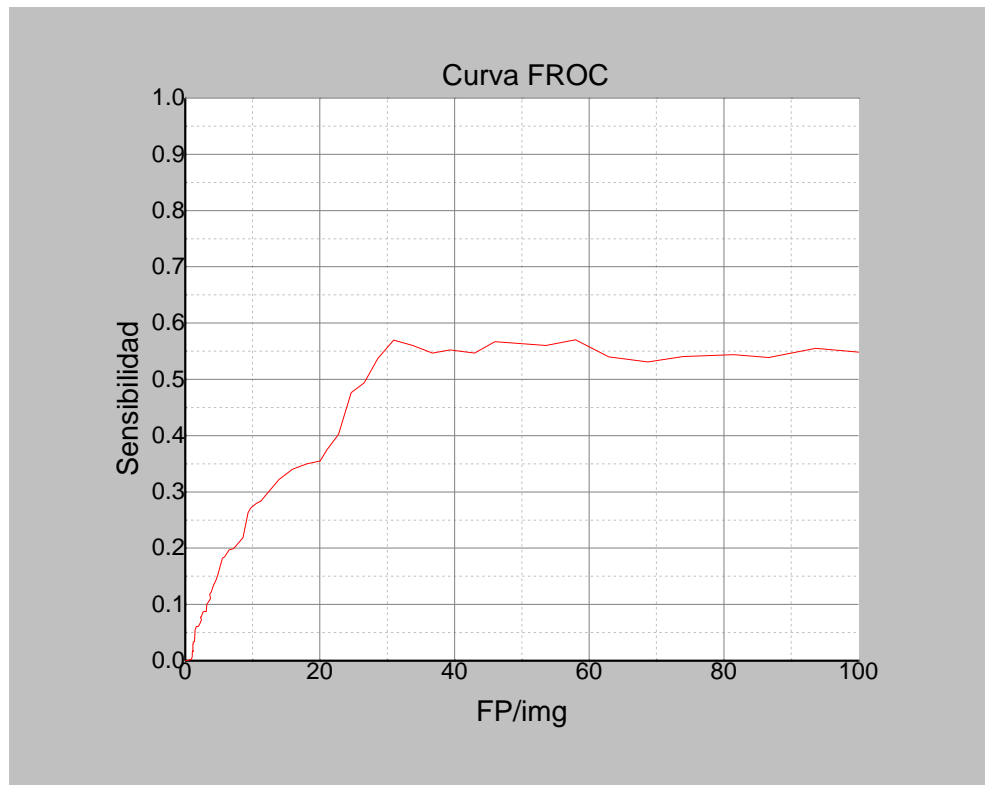


Figura 4.9 Resultados de la Curva FROC obtenidos con un rango de umbral que va desde 4 hasta 12.

El problema de no haber obtenido una sensibilidad tan alta como en los trabajos previamente revisados se debe a que en varias de las mamografías el algoritmo no es capaz de detectar ninguna micro-calcificación como es el caso de la mamografía Mbd211. Una de las razones por lo que el algoritmo no logró detectar micro-calcificaciones es que no hay una mejora notable entre el contraste de la mamografía original y la mamografía mejorada con el operador de contraste basado en la Ley de Weber en conjunto con la adaptación automática de contraste como se muestra en la comparación de la Figura 4.10.

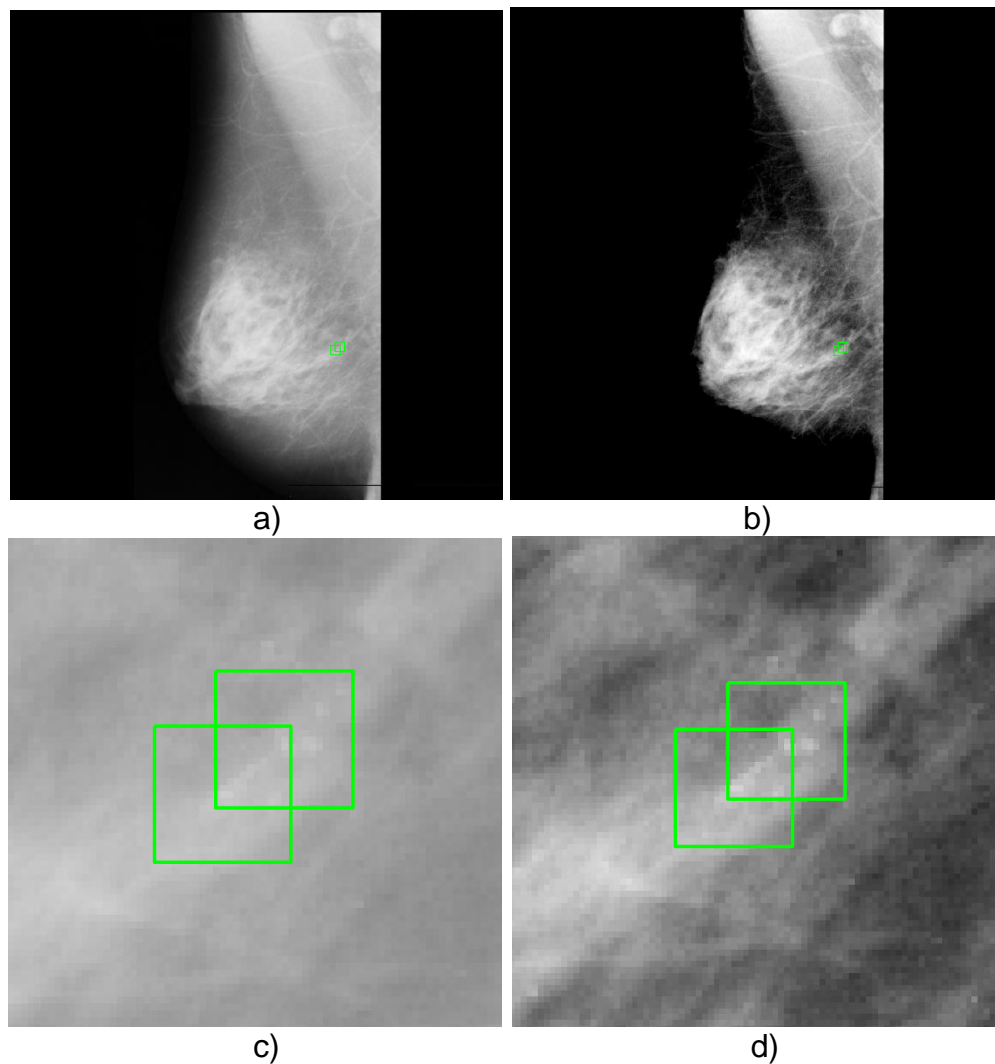


Figura 4.10 Mamografía Mbd211 a) y sus micro-calcificaciones c). Mamografía Mdb211 con mejora de contraste b) y sus micro-calcificaciones d).

Esta mínima diferencia de contraste que existe entre la mamografía original y la mamografía mejorada se puede corroborar con los resultados mostrados en el Cuadro 4.3 en el cual se muestra el índice de contraste (C) de cada una de las imágenes, donde también se puede observar que esta mínima diferencia de contraste existe en los resultados donde no se pudo obtener sensibilidad. Calculando el coeficiente de correlación de Pearson entre la diferencia de los índices de contraste y la sensibilidad se obtuvo un valor de 0.67 lo que indica que existe una correlación positiva entre estos datos, es decir, que a mayor diferencia de índice de contraste mayor es el porcentaje de sensibilidad.

Cuadro 4.3 Resultados del índice de contraste de la mamografía original y de la mamografía con la mejora de contraste.

Mamografías	FP	Sensibilidad	C Original	C mejora de contraste
Mdb209	5	77.78%	0.4637	1.2253
Mdb211	3	0.00%	0.4379	0.5861
Mdb213	86	64.52%	0.4966	1.2473
Mdb216	0	90.91%	0.1769	0.9570
Mdb218	9	0.00%	0.5106	0.6571
Mdb219	3	12.50%	0.3967	0.9850
Mdb222	102	100.00%	0.2929	1.1342
Mdb223	9	75.00%	0.3814	0.6570
Mdb226	83	71.43%	0.3416	1.0029
Mdb227	2	75.00%	0.3428	0.7502
Mdb231	101	100.00%	0.5134	2.4380
Mdb233	1	87.80%	0.5415	0.9361
Mdb238	10	0.00%	0.6087	0.6618
Mdb239	0	0.00%	0.3134	0.3813
Mdb241	1	0.00%	0.4051	0.3975
Mdb245	7	46.67%	0.2867	0.9861
Mdb248	6	50.00%	0.3655	0.9944
Mdb249	13	87.50%	0.3680	0.8799
Mdb252	13	100.00%	0.4388	0.9236
Mdb256	165	100.00%	0.4507	2.1307

En la mamografía Mdb216 se puede ver una mejora notable en el contraste de la original y la mejora, el cual también se puede ver en el índice de contraste obtenido de ambas imágenes. En la Figura 4.11 se presenta a la mamografía Mdb216, su mejora de contraste y la posición de sus microcalcificaciones.

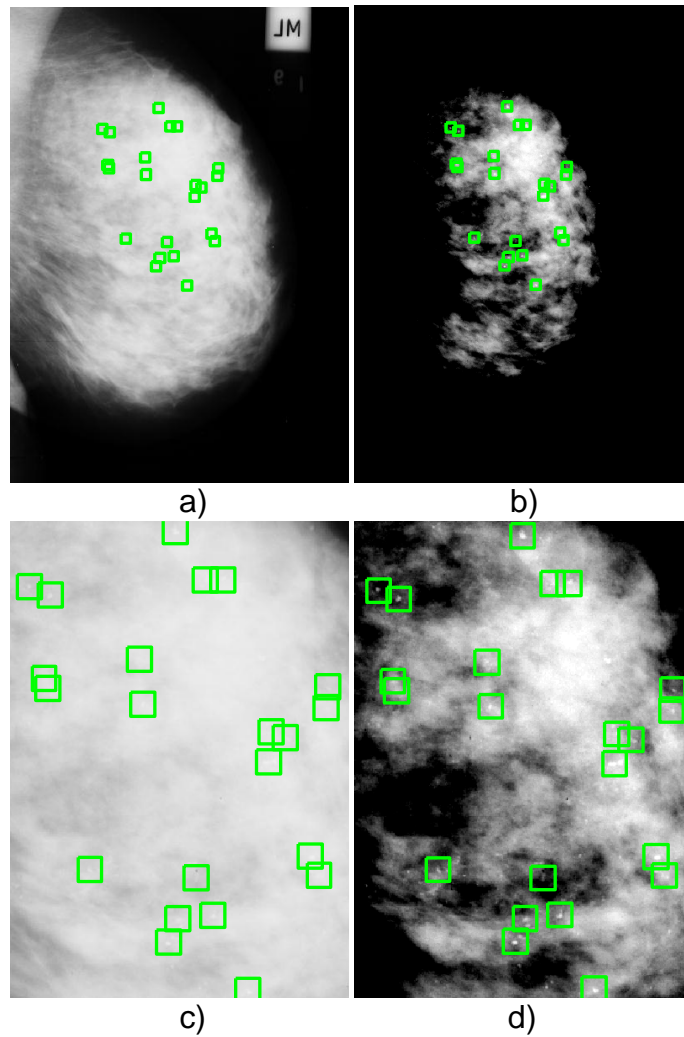


Figura 4.11 Mamografía Mbd216 a) y sus micro-calcificaciones c). Mamografía Mdb211 con mejora de contraste b) y sus micro-calcificaciones d).

Tomando la descripción de los signos típicos de diagnóstico mostrados en el Cuadro 2.1 se pueden notar micro-calcificaciones en la mamografía con mejora del contraste que no habían sido detectadas (circulo azul), ya que no son visibles a simple vista en la mamografía original. En la Figura 4.12 se observan un ejemplo de éstas micro-calcificaciones.

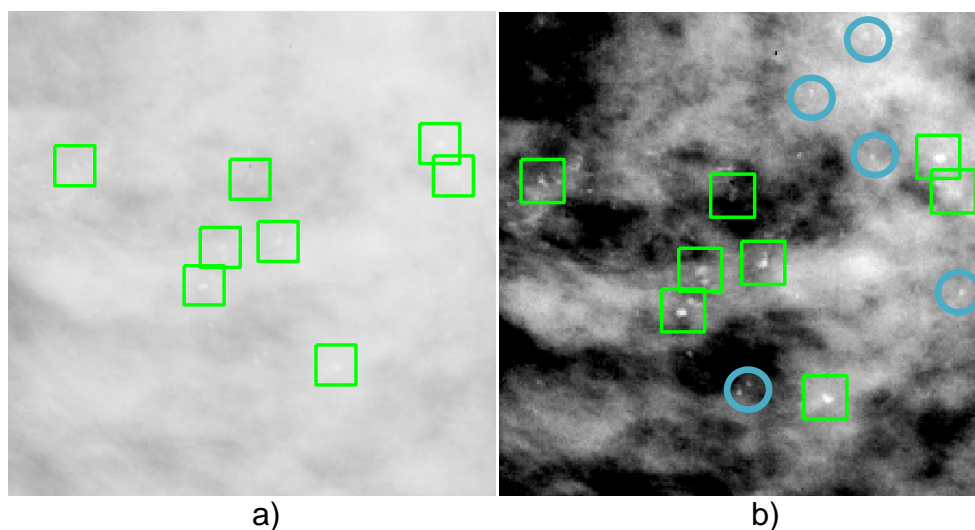


Figura 4.12 Comparación entre las micro-calcificaciones de la mamografía original a) y la mamografía con mejora de contraste b).

De igual manera algunos falsos-positivos detectados se deben a que la transformada Wavelet también está detectando los demás signos de diagnóstico como las masas dentro de la mamografía o como ya se mencionó anteriormente micro-calcificaciones que no fueron detectadas por el radiólogo. En la Figura 4.13 se muestra un ejemplo de los falsos-positivos que fueron marcados por el CAD las cuales están indicadas en el recuadro rojo, mientras que las micro-calcificaciones localizadas en el trabajo de Oporto Díaz (2004) son representadas por el recuadro verde.

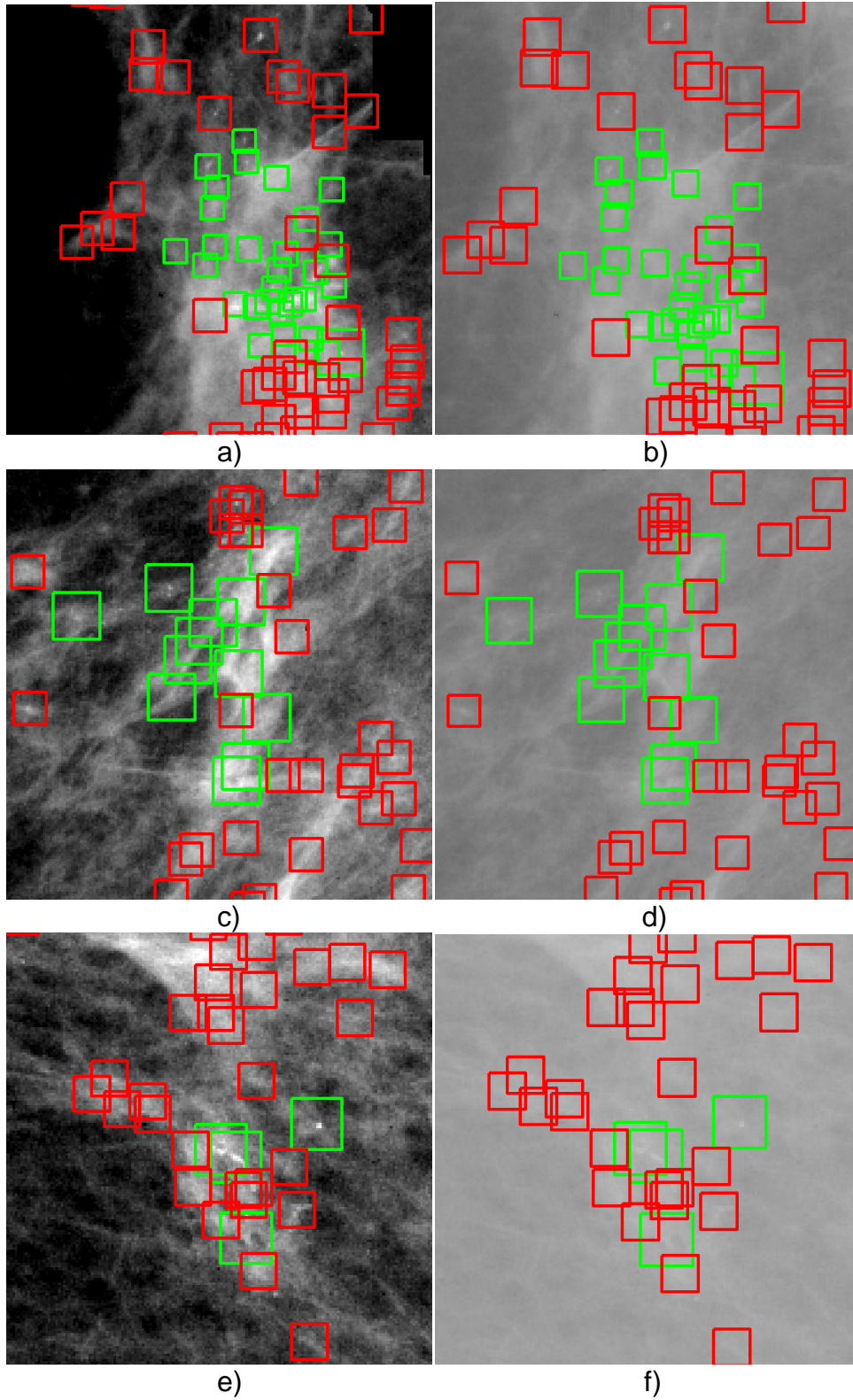
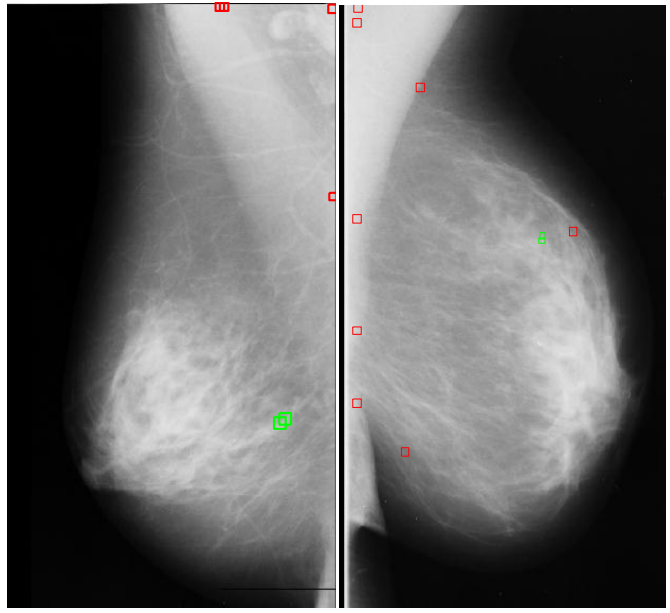


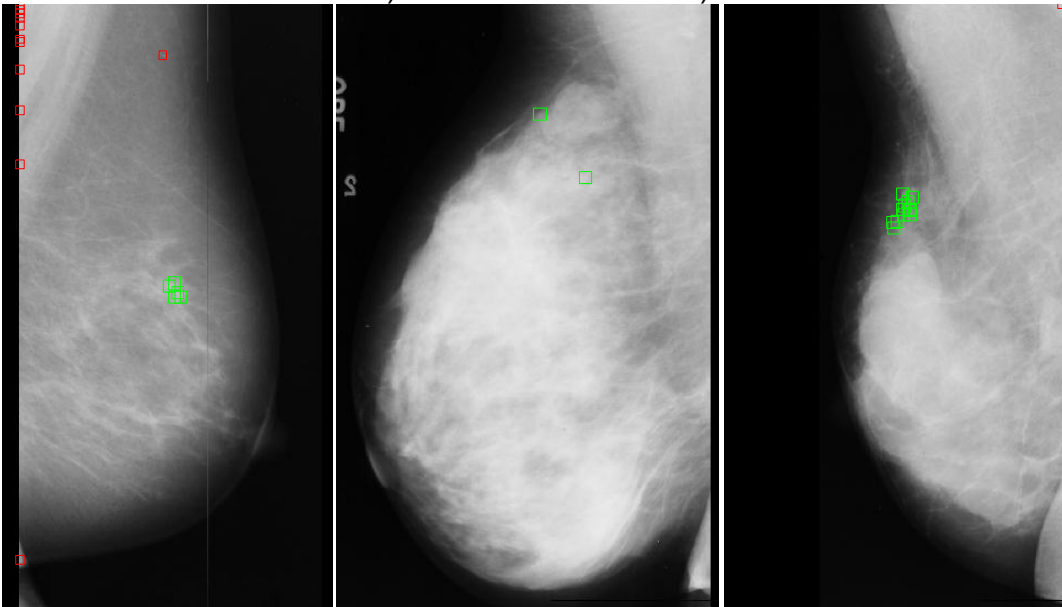
Figura 4.13 Ejemplo de falsos-positivos obtenidos en la detección con comparativa entre las mamografías originales y las mamografías mejoradas.

El problema más significativo que se presentó durante la investigación es la base de datos, la cual en algunas mamografías presenta problemas de digitalización. Las mamografías con las que se tuvieron problemas son las que se marcaron en el Cuadro 4.3. Esto ocasionó que no se pudiera mejorar considerablemente el contraste como se logró con las demás mamografías. Otro problema que tuvieron estas mamografías fue en la etapa de detección de micro-calcificaciones, en la cual los objetos detectados en su mayoría se encuentra en el borde de la mamografía sin llegar a detectar ninguna micro-calcificación real lo que se traduce en falsos-positivos. En la Figura 4.14 se muestra los resultados de la detección de las mamografías marcadas en el Cuadro 4.3.



a)

b)



c)

d)

e)

Figura 4.14 Mamografías con problemas de digitalización: a) Mdb211, b) Mdb218, c) Mdb238, d) Mdb239 y e) Mdb241.

Omitiendo estas mamografías se obtuvo una sensibilidad del 76.01% mejorando el 57.01% obtenido anteriormente, con una probabilidad de que el paciente realmente tenga micro-calcificaciones (VPP) del 38.21% y una exactitud total del algoritmo del 32.18%. Los resultados individuales de cada mamografía se pueden ver en el Cuadro 4.4.

Cuadro 4.4 Resultados de la detección de micro-calcificaciones sin las mamografías mostradas en la Figura 4.11.

Mamografía	Detección de Micro-calcificaciones aplicando la Transformada Wavelet					
	Con mejora de contraste y reducción de ruido mediante Énfasis de Alta Frecuencia					
	FP	VP	FN	Sensibilidad	VPP	Exactitud
Mdb209	5	21	6	77.78%	80.78%	65.63%
Mdb213	85	21	11	65.63%	19.81%	17.95%
Mdb216	0	20	2	90.91%	100.00%	90.91%
Mdb219	3	1	7	12.50%	25.00%	9.09%
Mdb222	102	2	0	100.00%	1.92%	1.92%
Mdb223	9	6	2	75.00%	40.00%	35.29%
Mdb226	83	5	2	71.43%	5.68%	5.56%
Mdb227	2	3	1	75.00%	60.00%	50.00%
Mdb231	101	26	0	100.00%	20.47%	20.47%
Mdb233	1	108	15	87.80%	99.08%	87.10%
Mdb245	7	7	8	46.67%	50.00%	31.81%
Mdb248	6	1	1	50.00%	14.29%	12.50%
Mdb249	13	7	1	87.50%	35.00%	33.33%
Mdb252	13	3	0	100.00%	18.75%	18.75%
Mdb256	165	4	0	100.00%	2.37%	2.37%
Total	FP/img = 39.67			Sensibilidad = 76.01%	VPP = 38.21%	Exactitud = 32.18%

Como se puede observar en la Figura 4.15 el mejor resultado de sensibilidad es de 76.01% y 39.67 FP/img como ya se mencionó anteriormente, los cuales se obtuvieron con un valor de umbral de 5.5 al igual que los resultados mostrados en la Figura 4.9.

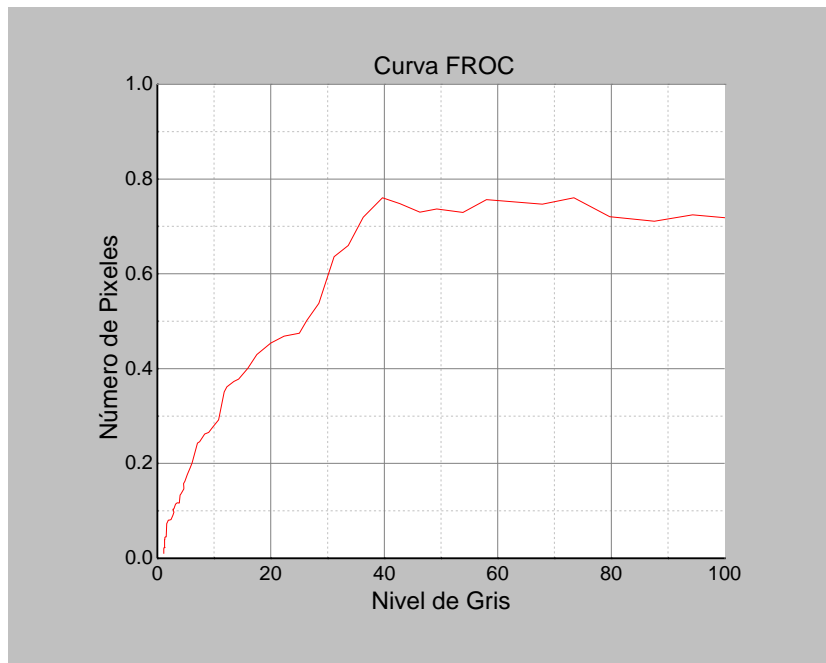


Figura 4.15 Resultados de la curva FROC con las mamografías analizadas en el Cuadro 4.4.

Conclusiones

Con los resultados obtenidos de sensibilidad del 76.01% y un índice de FP/img de 39.67 lo cual no es un índice recomendable para un sistema CAD en cuanto a detección automática se refiere; a pesar de eso se puede decir que se obtienen aspectos positivos. Las desventajas en cuanto a la detección de micro-calcificaciones es que el índice de falsos-positivos no es recomendable en un sistema CAD, sin embargo, los falsos-positivos detectados con este algoritmo tienen la ventaja de que pueden ayudar a identificar otros signos de diagnóstico como lo son masas de diferente tipo dentro del busto. Como los resultados demuestran el algoritmo tiene una probabilidad de detectar automáticamente las micro-calcificaciones en un 76.01%, pero la ventaja más significativa es el pre-procesado propuesto, el cual consiste en un operador de contraste basado en la Ley de Weber con un ajuste de bits para extender el rango de niveles de gris de 256 (8 bits) a 65, 536 (16 bits), lo cual nos permitió corregir el efecto de sobre-iluminación que este operador de contraste produce. Este operador de contraste con su ajuste de bits en conjunto con una adaptación automática de contraste nos revela información que anteriormente no podía ser visible con facilidad, lo que le proporciona al radiólogo una ayuda importante para realizar un detección visual a más profundidad. Una de las áreas a mejorar del trabajo son los falsos positivos, que como ya se mencionan no se pudieron reducir al mismo nivel que en los trabajos previos que se analizaron, este alto índice de detección de falsos-positivos nos pueden ayudar en la detección y clasificación de otros tipos de síntomas en la mamografía como masas circunscritas, masas radiales, otras masas poco definidas y distorsiones, los cuales presentan características similares a las micro-calcificaciones como la alta intensidad en sus niveles de gris, el cual fue una de las características principales utilizadas en este trabajo para la detección de micro-calcificaciones. Las propuestas para realizar esta clasificación de falsos-positivos en los síntomas anteriormente mencionados son mediante máquina de soporte de vectores y redes neuronales.

LITERATURA CITADA

Citas bibliográficas

- Banda Ortiz, H. 2012. Gestión Tecnológica de Hospitales (ed Probooks). México, D.F.
- Bottigli, U., P. Cerello, P. Delogu, et al. 2003. A computer aided detection system for mammographic images implemented on a GRID infrastructure. arXiv preprint physics/
- Clark, A. F. 2012. The mini-MIAS database of mammograms.
- Cuevas, E., D. Zaldívar and M. Pérez-Cisneros. 2010. Procesamiento digital de imágenes usando MatLAB & Simulink. (1° Edición). México: Alfaomega Grupo Editor, S.A. de C.V.
- Docusse, T., A. Pereira and N. Marranghello. 2009. Microcalcification border characterization using Wavelets on Digital Mammograms. Engineering in Medicine and Biology Magazine. 41–43.
- Jiménez Sánchez, A. R., J. D. Mendiola Santibañez, G. Herrera Ruíz and I. Santillan. 2012. Índice de contraste morfológico basado en el análisis de los contornos y el fondo de la imagen. Computación y Sistemas. 16, 99–110.
- Kim, S. J., W. K. Moon, M. H. Seong, N. Cho and J. M. Chang. 2009. Computer-aided detection in digital mammography: false-positive marks and their reproducibility in negative mammograms. Acta radiologica (Stockholm, Sweden : 1987). 50, 999–1004.
- Lado, M. J., P. G. Tahoces, A. J. Méndez, M. Souto and J. J. Vidal. n.d. Desarrollo de un sistema de detección de micro-calcificaciones basado en el empleo de transformada wavelet. Facultad de Medicina Universidad de Santiago.
- Lashkari, A. 2010. Full automatic micro calcification detection in mammogram images using artificial neural network and Gabor wavelets. 2010 6th Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing. 1–7.
- Lifeng, Z., C. Ying, Z. Fang and Z. Lu. 2012. Detection of Clustered Pleomorphic Micro-Calcifications in Digital Mammograms. 2012 International Conference on Biomedical Engineering and Biotechnology. 768–771.
- Llobet Azpitarte, R. 2006. Aportaciones al Diagnóstico de Cáncer Asistido por Ordenador. Universidad Politécnica de Valencia.

- Mata Campos, R. 2003. Detección de micro-calcificaciones mediante análisis multiresolución y transformada wavelet. Universidad de Málaga.
- Mencattini, a., M. Salmeri, R. Lojacono, M. Frigerio and F. Caselli. 2008. Mammographic Images Enhancement and Denoising for Breast Cancer Detection Using Dyadic Wavelet Processing. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 57, 1422–1430.
- Mencattini, A., M. Salmeri, G. Rabottino, et al. 2010. Metrological Characterization of a CADx System for the Classification of Breast Masses in Mammograms. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 59, 2792–2799.
- Oporto Díaz, S. A. 2004. Detección Automática de Agrupamientos de Microcalcificaciones en Mamografías. Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey.
- Pajares Martinsanz, G. and J. M. de la Cruz García. 2008. *Visión por computador: Imágenes digitales y aplicaciones*. (2° Edición). México: Alfaomega Grupo Editor, S.A. de C.V.
- Pastrana Palma, A., J. F. Reyes Muñoz, L. R. Valencia Pérez, J. M. Peña Aguilar and A. Lamadrid Álvarez. 2011. Computer Assisted Diagnosis of Microcalcifications in Mammograms : A Scale-Space Approach. Batyrshin and Sidorv (Eds.): *MICAI 2011*. 515–523.
- Pastrana Palma, A., L. R. Valencia Pérez and J. M. Peña Aguilar. 2012. *Sistemas de Información Médicos*. In *Gestión Tecnológica de Hospitales*, 117–136. México, D.F.: Probooks.
- Rivas Araiza, E. A., J. D. Mendiola Santibañez, G. Herrera Ruíz, et al. 2007. Contrast Enhancement and Illumination Changes Compensation. *Computación y Sistemas*. 10, 357–371.
- Rizzi, M., M. D'Aloia and B. Castagnolo. 2009. Computer aided detection of microcalcifications in digital mammograms adopting a wavelet decomposition. *Integrated Computer-Aided Engineering*. 16, 91–103.
- Sameti, M., R. Ward, J. Morgan-Parkes and B. Palcic. 2009. Image feature extraction in the last screening mammograms prior to detection of breast cancer. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*. 3, 46–52.
- Samulski, M. and N. Karssemeijer. 2011. Optimizing Case-Based Detection Performance in a Multiview CAD System for Mammography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 30, 1001–1009.

- Sharkas, M., M. Al-Sharkawy and D. A. Ragab. 2011. Detection of Microcalcifications in Mammograms Using Support Vector Machine. 2011 UKSim 5th European Symposium on Computer Modeling and Simulation. 179–184.
- Suárez Cuenca, J. J. 2009. Desarrollo de un sistema de diagnóstico asistido por computador para detección de nódulos pulmonares en tomografía computarizada multi-corte. Universidad de Santiago de Compostela.
- Wang, Y. and H. Zhao. 2012. An Integrated Detection Method of Clustered Microcalcifications in Mammography B ased on Multiscale Hessian Matrix *. 106–110.