

ID 800. MEJORAMIENTO DEL CONTRASTE EN IMÁGENES DE MAMOGRAFÍA DIGITAL

Valdés Santiago, Damián; Mesejo León, Daniel; León Mecías, Ángela

RESUMEN

En las mujeres cubanas la tasa de mortalidad más elevada por cáncer corresponde al de mama. La herramienta más efectiva para lograr la reducción de la mortalidad es la prevención mediante el diagnóstico temprano con el estudio de la mujer asintomática. La detección de microcalcificaciones (generalmente puntos pequeños y muy blancos) en la mama es un signo temprano de cáncer o desarrollo posterior del mismo. Se propone un estudio comparativo de métodos para el mejoramiento del contraste en imágenes de mamografía digital. Los métodos usados son: corrección gamma, ecualización del histograma, filtros promedio, gaussiano, de mediana y bilateral; amplificación de detalles mediante transformada wavelet discreta 2D: simple, umbral, correlación y correlación local. Para la experimentación se utilizaron mamografías de la base de datos MIAS y como medidas de evaluación objetivas se usaron CII, DSM y MSE. La experimentación mostró que los métodos basados en wavelets brindan mayores posibilidades de incrementar el contraste.

Palabras clave: mejoramiento de contraste, corrección gamma, ecualización del histograma, filtro promedio, filtro gaussiano, filtro de mediana, filtro bilateral, transformada wavelet discreta 2D, simple, umbral, correlación, correlación local, CII, DSM, MSE, mamografía digital

INTRODUCCIÓN

En las mujeres cubanas la tasa de mortalidad más elevada por cáncer corresponde al de mama (1). La detección temprana es crucial para el éxito del tratamiento. La realización de la mamografía de rayos X es un examen de costo relativamente bajo que brinda información esencial para el diagnóstico de este tipo de cáncer. El reto en este examen es obtener imágenes de buen contraste y resolución con pequeñas dosis de radiación, porque el uso de radiaciones ionizantes es dañino para el paciente pudiendo provocar cáncer. El problema es que cuando se reduce la radiación el contraste de la mamografía también disminuye.

En los últimos años, se han utilizado técnicas del procesamiento de imágenes digitales para perfeccionar la detección de características propias del cáncer en las mamografías digitales. Este proceder permite observar patologías que sin el procesamiento no serían visibles, incrementar el contraste disminuyendo el cansancio visual de los radiólogos, realizar diagnósticos asistidos por computadora y otros muchos beneficios.

Las microcalcificaciones son una señal temprana de la aparición de un cáncer. Por esta razón mejorar el contraste de la mamografía digital aumentaría la visibilidad de las microcalcificaciones respecto a la región que las circunda, haciendo posible una mejor detección.

A continuación se exponen brevemente los métodos de mejoramiento del contraste, profundizando en los basados en transformada wavelet discreta 2D. Luego se realiza una comparación utilizando un conjunto de imágenes tomadas de la base de datos MIAS (2) y medidas objetivas de evaluación del mejoramiento del contraste.

MATERIAL Y MÉTODO

En el procesamiento de imágenes se considera una imagen como una matriz donde cada elemento es un píxel, en el caso de la mamografía se tiene un número que representa el nivel de gris del píxel.

A. Métodos clásicos para el mejoramiento del contraste

Convención Internacional de Salud, Cuba Salud 2015

Como métodos clásicos para el mejoramiento del contraste se utilizaron:

1) *Corrección gamma*: La corrección gamma tiene la siguiente formulación

$$s = cr^\gamma$$

donde c y γ son constantes positivas.

- 2) *Ecualización del histograma*: Este método intenta que el histograma de la imagen se ajuste a una distribución uniforme.
- 3) *Filtro promedio*: El filtro promedio (*average filter*) consiste en realizar una convolución de una máscara de tamaño W predeterminado con la imagen sustituyendo el píxel central por el promedio de su vecindad.
- 4) *Filtro gaussiano*: Este filtro convoluciona la imagen con una función gaussiana provocando un suavizado de la misma.
- 5) *Filtro de mediana*: El filtro de mediana (*median filter*) es un filtro no lineal que consiste en realizar una convolución de una máscara de tamaño predeterminado con la imagen, sustituyendo el píxel central por la mediana de los píxeles en su vecindad.
- 6) *Filtro bilateral*: En este filtro se convoluciona la imagen con una función que es un promedio ponderado de los píxeles en una vecindad (3).

B. Amplificación de detalles mediante transformada wavelet discreta 2D

La transformada wavelet discreta (TWD) permite descomponer la imagen como una suma de detalles y aproximaciones en diferentes escalas. Esto es útil pues las microcalcificaciones pueden verse como detalles en las imágenes de mamografía, y gracias a la descomposición es posible aislarlas para mejorar su contraste respecto a la región circundante.

El potencial de las wavelets en el procesamiento de imágenes es importante y está reportado en la literatura especializada. Los métodos más comunes están basados en la aplicación de umbrales (threshold) sobre los coeficientes wavelet. El estimado de los umbrales es la principal diferencia entre los mismos.

Con la transformada wavelet es posible analizar diferentes frecuencias de una señal en distintas escalas. Las altas frecuencias son analizadas en las escalas menores y las bajas frecuencias en las escalas más altas.

La transformada wavelet en el procesamiento de imágenes consta esencialmente de tres. Primero, la imagen se descompone en coeficientes de detalle horizontales (D^h), verticales (D^v) y diagonales (D^d); y los coeficientes de aproximación (A). En esta primera fase hay que determinar el número de niveles de descomposición y la base wavelets que se desea usar. La segunda fase consiste en aplicar un algoritmo de transformación de los coeficientes wavelet con el propósito de mejorar el contraste. Finalmente, la imagen mejorada se reconstruye a partir de los nuevos coeficientes, mediante la transformada wavelet inversa.

A continuación se exponen cuatro métodos citados en la literatura para el mejoramiento del contraste basado en wavelet.

1) *Simple*: La idea básica de este método es aislar los detalles en la imagen para incrementar su intensidad. Como los detalles están en las componentes de alta frecuencia, estos estarán en los primeros niveles de descomposición, por lo que se aplica una ganancia a estos niveles según la siguiente ecuación

$$\tilde{D}_s^k(m, n) = G * D_s^k(m, n), k \in \{h, v, d\}, s \in \{1, \dots, S\}$$

Luego de esta modificación, se computa la transformada inversa con los nuevos coeficientes. Este método no es sensible a los detalles pequeños en la imagen (4).

2) *Umbral (Threshold)*: Este método fue propuesto por Laine et al. (5). La expresión matemática del mismo es:

$$\bar{D}_s^k(m, n) = \begin{cases} D_s^k(m, n) & \text{si } e_s(m, n) \leq T_s^k \\ G_s^k * D_s^k(m, n) & \text{si } e_s(m, n) > T_s^k \end{cases}$$

donde T_s^k y G_s^k son el umbral y la ganancia por cada nivel s y orientación k , respectivamente; $e_s(m, n)$ es el mapa de bordes para una escala específica. La idea principal del método es distinguir entre los píxeles con información importante sobre los bordes y los píxeles que no aportan información, destacando los primeros y dejando los segundos sin cambiar.

El umbral por nivel y orientación es proporcional a la desviación estándar y depende de la media (m_y) de los coeficientes de detalle (D_s^k) y las dimensiones de la imagen (N, M):

$$T_s^k = 3 * \sqrt{\frac{1}{N * M} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (D_s^k(m, n) - m_y)^2}$$

El mapa de bordes se estima con las siguientes fórmulas:

$$e_s(m, n) = \begin{cases} M_s(m, n) & \text{si } M_s(m, n) \text{ es máxima en la dirección } \theta_s(m, n) \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$M_s(m, n) = \sqrt{(D_s^H(m, n))^2 + (D_s^V(m, n))^2}, \quad \theta_s(m, n) = \arctan\left(\frac{D_s^H(m, n)}{D_s^V(m, n)}\right)$$

3) *Correlación (Correlation)*: La idea de este método consiste en que los detalles con valores altos de los coeficientes en niveles consecutivos, tienen alta correlación. El ruido tiene correlación baja. Si la correlación es alta, la probabilidad de que un pixel sea ruidoso es 0, y cuando es baja tiende a 1.

Primero se computa la correlación entre los píxeles de dos niveles consecutivos:

$$C_s^k(m, n) = D_s^k(m, n) * D_{s+1}^k(m, n), k \in \{h, v, d\}, s \in \{1, 2, \dots, S-1\}$$

Luego se normaliza la correlación de la siguiente forma:

$$\bar{C}_s^k(m, n) = C_s^k(m, n) \sqrt{\frac{E_{D_s^k}}{E_{D_{s+1}^k}}}, E_x = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M |X(m, n)|^2$$

Después se computa la probabilidad de que un pixel sea ruidoso mediante la expresión:

$$P_s^k(m, n) = \begin{cases} \frac{|D_s^k(m, n)| - |\bar{C}_s^k(m, n)|}{|D_s^k(m, n)| - \min(C_s^k(m, n))} & \bar{C}_s^k(m, n) < D_s^k(m, n) \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Los nuevos coeficientes se calculan de la siguiente forma:

$$\bar{D}_s^k(m, n) = G(1 - P_s^k(m, n))D_s^k(m, n)$$

Notar que este método reduce el ruido a la vez que mejora el contraste pues los píxeles con probabilidad 0 se mejoran al máximo mientras que los de probabilidad 1 se eliminan. La elección del incremento G es empírica.

4) *Correlación local (Local correlation)*: El método anterior tiene una desventaja: la probabilidad calculada es muy dependiente de la energía global de los coeficientes. La probabilidad de que un pixel sea ruidoso debe ser independiente de los detalles presentes en la imagen. Para esto se aplica la misma formulación previa pero realizando la normalización de la correlación respecto a la energía local:

$$\bar{C}_s^k(m, n) = C_s^k(m, n) \sqrt{\frac{E_{D_s^k}(m, n, L)}{\frac{1}{MN} E_{C_s^k}}}$$

$$E_{C_s^k} = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M |C_s^k(m, n)|^2 \quad E_{D_s^k}(m, n, L) = \frac{1}{(2L+1)^2} \sum_{i=-L}^L \sum_{j=-L}^L |D_s^k(m+i, n+j)|^2$$

La energía de la correlación sigue siendo global, pero la energía total se cambia por la media de la energía en una vecindad, así el fondo y los detalles son tratados de diferente forma.

C. Medidas objetivas de evaluación del mejoramiento del contraste

En la literatura pueden encontrarse diversos criterios para evaluar el mejoramiento del contraste de manera matemática. Todas se basan en la definición de una región de interés (ROI) donde se define un primer plano (*foreground*) y un fondo (*background*). En la base de datos MIAS se define un círculo que encierra a la anomalía presente. En este estudio se tomó como primer plano este círculo y como fondo un rectángulo que contiene al círculo.

Como medidas de evaluación objetivas se escogieron los siguientes:

- 1) *Contrast Improvement Index (CII)* (6): Mide la ganancia de contraste entre la imagen original y la transformada.

$$CII = \frac{C_{processed}}{C_{original}}, \quad C = \frac{f - b}{f + b}$$

donde f es la media de los píxeles del primer plano o región de interés, y b es la media de los píxeles del fondo. Se cumple que $CII > 0$ y mientras mayor sea su valor mayor será la calidad del contraste.

- 2) *Distribution Separation Measure (DSM)* (7): Esta medida representa cuán fundida está una microcalcificación con la región circundante.

$$DSM = |\mu_F^E - \mu_B^E| - |\mu_F^O - \mu_B^O|$$

donde μ_j^i es la media de los píxeles en el primer plano ($i = F$) o en fondo ($i = B$) de la imagen original ($j = O$) o la mejorada ($j = E$). Idealmente, $DSM > 0$ y es directamente proporcional a la calidad del contraste.

- 3) *Mean Square Error (MSE)* (6): Mide la diferencias entre la imagen original f y la procesada g .

$$MSE = \frac{1}{N * M} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (f(m, n) - g(m, n))^2$$

Mientras más pequeño sea MSE mejor calidad del contraste se tiene.

RESULTADOS

Para la experimentación se utilizaron las imágenes de la base de datos MIAS (2). El software fue implementado en Python 2.7 usando los módulos NumPy 1.7.1, Matplotlib 1.3.1, SciPy 0.13.0, PyWavelets. 0.2.2 y OpenCV 2.4.6.0.

Los métodos clásicos de mejoramiento no presentan buenos resultados como los muestran la Figura 1 y la Tabla 1.

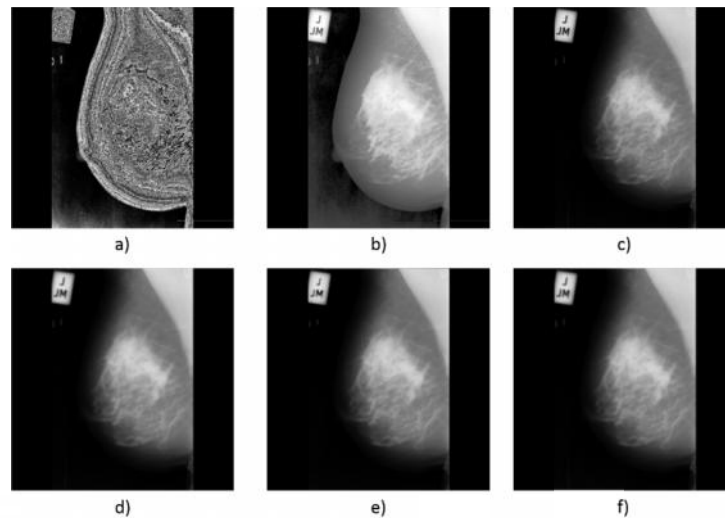


Fig. 1. Resultados de aplicar métodos clásicos de mejoramiento a mdb209: a) Corrección gamma con $c = 5$, $\gamma = 2$, b) Ecualización del histograma, c) Filtro promedio con $W = 3$, d) Filtro gaussiano con $W = 9$ y $\sigma = 20$, e) Filtro de mediana con $W = 9$ y f) Filtro bilateral

Tabla 1 Resultados de los métodos clásicos de mejoramiento del contraste para mdb209

Método	CII	DSM	MSE
Corrección gamma	0.688452430668	-14.7610146568	8196839442.03
Ecualización del histograma	0.568828573234	-7.59332068426	15171755367.8
Filtro promedio	1.00013481799	0.00322123664313	1907601506.48
Filtro gaussiano	0.999515987104	0.214904521594	4880757717.34
Filtro de mediana	1.00203305844	0.0558579883289	2284820768.01
Filtro bilateral	0.999716445158	-0.0124683687045	2935057704.84

En el caso de los métodos basados en transformada wavelet se observa primeramente que los detalles (microcalcificaciones) presentes en la mamografía comienzan a ser detectados hacia la segunda mitad de la descomposición como lo muestra la Figura 2.

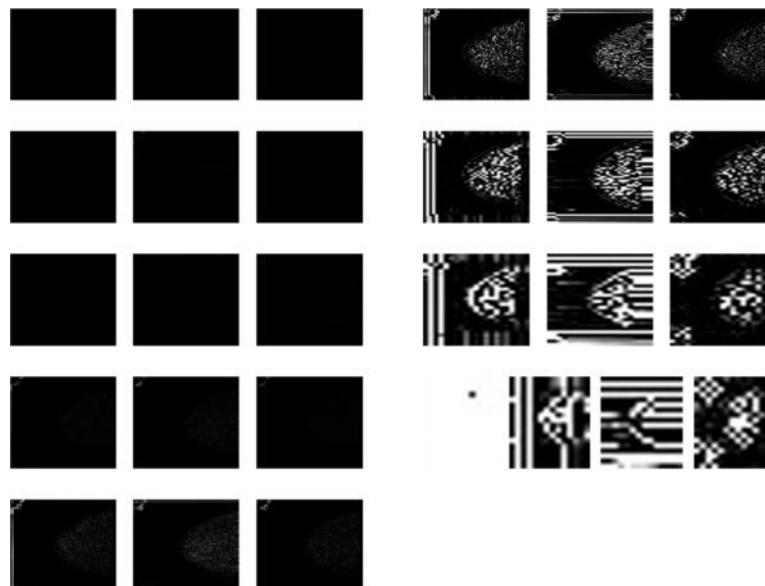


Fig. 2. Descomposición wavelet de una mamografía desde el nivel 1 hasta el 9 de arriba abajo y de izquierda a derecha. Notar como a partir del nivel 5 se notan detalles en la mamografía que se acentúan en los restantes niveles

Para los métodos basados en wavelets se diseñó la experimentación de la siguiente forma: se realizó el filtrado de coeficientes para todas las combinaciones posibles de niveles y procesando siempre todas las orientaciones en cada nivel. Los resultados para mdb209 son los siguientes.

El mayor valor para $CII = 1.13143120838$ se alcanza con el método umbral y la base db15, $G = 5$ y 5 niveles de descomposición. El menor valor de $CII = 0.106801736131$ se alcanzó, como era esperado, con el método simple, la base db4, $G = 5$ y 7 niveles de descomposición. El mayor valor de $DSM = 30.7511259435$ se logró con el método simple, la base haar, $G = 5$ y 10 niveles de descomposición, mientras el menor valor $DSM = -89.1644364708$ fue resultado de aplicar el método umbral, la base bior3.1, $G = 5$ y 8 niveles de descomposición. Finalmente, el mejor resultado para la última medida objetiva usada es $MSE = 2891133085.71$ obtenido con el método simple, la base haar, $G = 5$ y 10 niveles de descomposición; y el peor $MSE = 19704199410.9$ se alcanzó con el método simple, la base bior1.3, $G = 5$ y 7 niveles de descomposición. Las imágenes resultantes se muestran en la Figura 3.

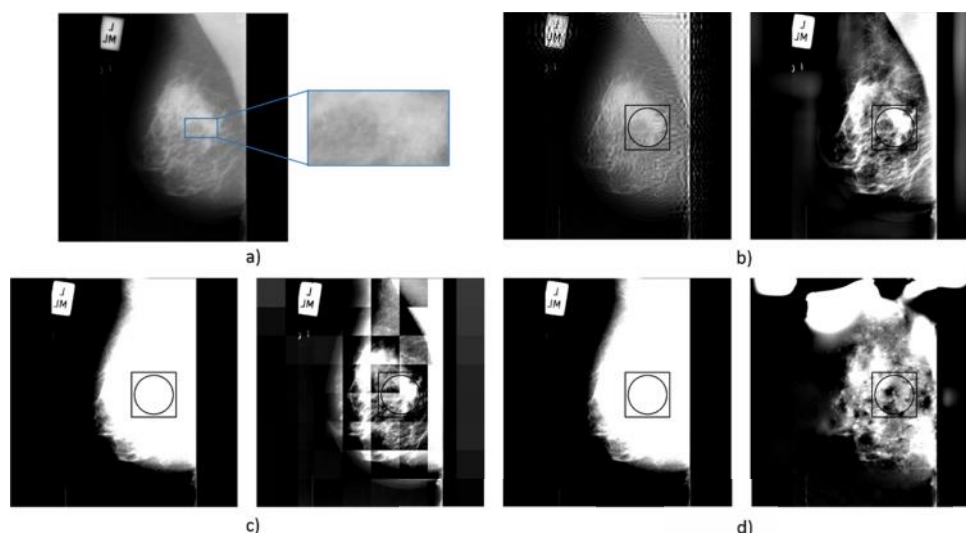


Fig. 3. Mejores y peores resultados de los algoritmos basados en wavelets para mdb209: a) imagen original y región de interés, b) mejor y peor CII , c) mejor y peor DSM , d) mejor y peor MSE

Para entender mejor el efecto de estos algoritmos puede usarse el *line profile* que consiste en trazar una línea horizontal que contenga a las anomalías de la imagen. En la Figura 4 se muestran los line profiles sobre el píxel 510 respectivos a las imágenes de la Figura 3. En el eje X de estos gráficos se tienen los números de los píxeles (de 0 a 1024) y el eje Y muestra los valores de intensidad de los píxeles (de 0 a 255).

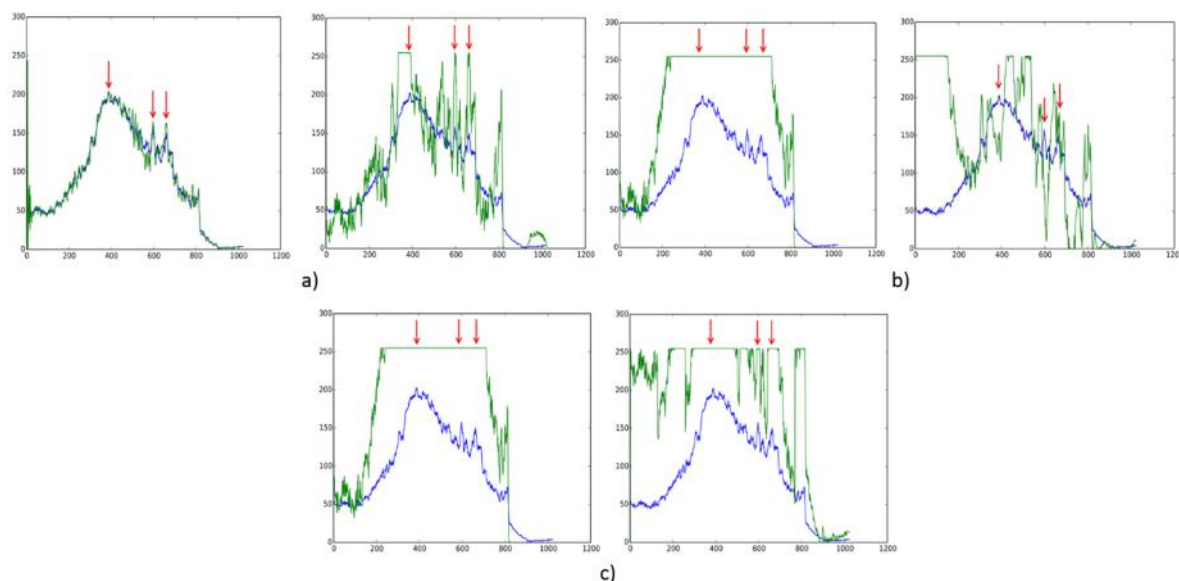


Fig. 4. Line profiles de las imágenes b, c y d de la Figura 3. Con flechas rojas se marcan las microcalcificaciones cubiertas por la línea horizontal trazada sobre el pixel 510. En azul se muestra el line profile de la imagen original mdb209 y en verde el de la procesada

Los resultados obtenidos muestran una dicotomía entre los resultados objetivos y la mejoría visual que proveen estos métodos. Por tal razón se debe realizar una evaluación subjetiva que involucre a los especialistas y una redefinición más precisa de la región de interés para refinar los resultados. En la Figura 5 se muestran un grupo de imágenes procesadas junto a sus line profiles, que en opinión del autor muestran los mejores resultados objetivos que arrojó la experimentación.

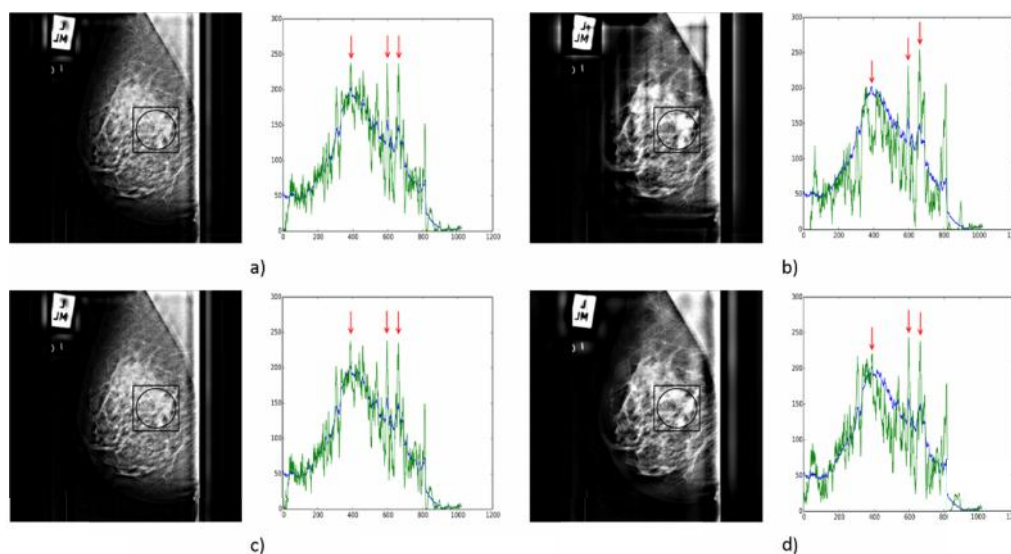


Fig. 5. Mejores resultados subjetivos con sus line profiles: a) Correlación, base sym6, $G = 5$ y 6 niveles con $CII = 0.6556268348$, $DSM = -38.359324093$ y $MSE = 10000125195.7$; b) Correlación, base bior5.5, $G = 5$ y 6 niveles con $CII = 0.65016172937$, $DSM = -38.3604695009$ y $MSE = 9964107850.03$; c) Correlación local, base coif1, $G = 5$ y 7 niveles con $CII = 0.600982507936$, $DSM = 44.2590787257$ y $MSE = 11123488518.4$; d) Simple, base bior3.7, $G = 5$ y 6 niveles con $CII = 0.708790297449$, $DSM = -31.9885126351$ y $MSE = 10914480811.0$

CONCLUSIONES

Se trataron métodos clásicos de mejoramiento del contraste profundizando en el mejoramiento con transformada wavelet discreta 2D. Se experimentó con mamografías de la base de datos MIAS comparando con medidas de calidad para este tipo de mejoramiento. Los resultados muestran que los métodos clásicos no mejoran de forma efectiva el contraste de las microcalcificaciones mientras que los basados en wavelets sí lo logran. En algunos casos las medidas objetivas no coinciden con la mejoría visual de la imagen. Los detalles se encuentran entre la segunda mitad de los niveles de descomposición wavelet. En general, la elección de parámetros es empírica, sin embargo con las bases de las familias sym, bior con soporte de longitud media, y los métodos correlación y correlación local, se obtiene buenos resultados objetivos y subjetivos. Para refinar las medidas se necesita una mejor definición del fondo y el primer plano de la ROI por parte de los radiólogos. La velocidad de los métodos permite realizar el diagnóstico en tiempo real.

REFERENCIAS

1. Anuario Estadístico de Salud 2013: Ministerio de Salud Pública de la República de Cuba; 2013.
2. Suckling. The Mammographic Image Analysis Society Digital Mammogram Database. Excerpta Medica International Congress Series. 1994;4.
3. Szeliski R. Computer Vision Algorithms and Applications: Springer; 2010.
4. Nelson Martins CP, Manuel Ferreira. Digital mammograms contrast enhancement using wavelets – a comparative study. MeMeA. 2014;14.
5. Andrew Laine SS, Jian Fan, Walter Huda. Mammographic Feature Enhancement by Multiscale Analysis. IEEE Transactions on Medical Imaging. 1994;13(4).
6. Rangayyan RM. Biomedical Image Analysis: CRC Press; 2005.
7. Sameer Singh KB. An Evaluation of Contrast Enhancement Techniques for Mammographic Breast Masses. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine. 2005;9(1):11.