

PREPROCESAMIENTO DE IMÁGENES APLICADAS A MAMOGRAFÍAS DIGITALES

RESUMEN

En este documento se presenta una metodología para el preprocesamiento de mamografías, el cual se divide en tres pasos: reducción del área de trabajo, reducción de ruido y realce de contraste. Los mejores resultados en la etapa de reducción de ruido se obtuvieron con la técnica que empleó la transformada wavelet (WT), para un ruido con una desviación estándar $\sigma=10$ se obtuvo una relación pico señal a ruido (PSNR) de 32.69, valor aproximado al obtenido en [2], en la etapa de realce de contraste los mejores resultados se obtuvieron con una combinación de técnicas de filtrado espacial y ecualización del histograma.

PALABRAS CLAVES: Imágenes digitales, preprocesamiento, reducción de ruido, realce de contraste, transformada wavelet.

ABSTRACT

This paper presents a methodology for the mammograms preprocessing, the preprocessing stage is divided in three steps: area reduction, noise reduction and contrast enhancement. The best results in the noise reduction stage are obtained with the technique that employed the wavelet transform (WT), for a noise with a standard deviation $\sigma=10$ we obtained a 32.69 of peak signal to noise ratio (PSNR), approximated value to the obtained in [2], in the contrast enhancement stage the best results are obtained with a hybrid technique of spatial filtering and histogram equalization.

KEYWORDS: Digital images, preprocessing, noise reduction, contrast enhancement, wavelet transform.

1. INTRODUCCIÓN

Las imágenes se han convertido en una herramienta indispensable para el estudio de tareas en diversas aplicaciones, esto sumado con el desarrollo de los computadores, ha hecho que el procesamiento digital de imágenes experimente un fuerte crecimiento, aplicándose en campos como la medicina, arqueología, agricultura, astronomía, física o geografía entre otros.

En la adquisición de imágenes existen factores físicos difíciles de controlar, entre los que se pueden citar los niveles bajos de iluminación, la reflexión sobre los objetos y el ruido aleatorio, que hacen que las imágenes no presenten siempre una buena calidad para su utilización, por estas razones es necesario un mejoramiento de la imagen utilizando técnicas de reducción del área de trabajo, técnicas de reducción del ruido y técnicas de realce de contraste. Ver figura 1. Permitiendo que etapas posteriores como la de extracción de características y clasificación tengan mayores porcentajes de acierto.

En el campo de la medicina existen diversas modalidades de imágenes, entre las que se encuentran las mamografías digitales que son una modalidad de la radiología y que es la herramienta por excelencia para diagnosticar el cáncer de seno. Al igual que las radiografías, éstas se caracterizan por tener un bajo contraste y un alto

DAMIÁN A. ÁLVAREZ G.

Ingeniero Electricista.
Estudiante de Maestría.
Ingeniería Eléctrica.
damianalvarez@ohm.utp.edu.co

MARTA L. GUEVARA G.

Ingeniera Electricista.
Estudiante de Maestría
Ingeniería Eléctrica.
marlugue@ohm.utp.edu.co

GERMÁN A. HOLGUÍN L.

MSc en Ingeniería Eléctrica.
Profesor Asistente.
Universidad Tecnológica de Pereira
gahol@ohm.utp.edu.co

Grupo de Investigación en Control e Instrumentación.

contenido de información no deseada, razón por la que se requiere del desarrollo de una metodología de preprocesamiento



Figura 1. Metodología de preprocesamiento de mamografías.

En las mamografías se pueden observar diferentes tipos de lesiones, en donde se da mayor atención a las microcalcificaciones (pequeños depósitos de calcio) por ser la manifestación más temprana de cáncer, estas lesiones se presentan en la imagen como puntos de alta intensidad, su tamaño varía entre [0.05-2] mm y aparecen en forma individual o en grupos.

La detección de microcalcificaciones en mamografías ha sido estudiada por [1], [5] y [9] empleando técnicas de segmentación de discontinuidades. La reducción de ruido se ha llevado a cabo mediante técnicas lineales adaptativas como el filtrado de Wiener [1], [6], [11], técnicas no lineales como el filtrado de mediana [5], [6] y técnicas de análisis multiresolución empleando la transformada wavelet [2], [12]; luego de realizar una reducción de ruido es común aplicar a la imagen un realce de contraste; existen diferentes técnicas para realizar esta tarea, entre ellas la ampliación del contraste [6], [10], ecualización del histograma [6], [10],

ecualización adaptativa del histograma [6], [7], [8], [10], realce por reducción del fondo [1], [5], filtrado ponderado [6], [7] y morfología matemática [1], [6], [9]. Adicionalmente el dominio wavelet permite implementar el realce de contraste basado en la descomposición y reconstrucción en subbandas [3, 10].

2. REDUCCIÓN DEL ÁREA DE TRABAJO

Consiste en simplificar la imagen a la región que corresponde al objeto de interés, para reducir tiempo de procesamiento de las etapas posteriores y eliminar objetos de fondo que no aportan información al proceso.

La implementación de algoritmos de reducción de área depende de las características de forma del objeto de estudio; para el caso de mamografías la etapa de reducción de área se dividió en tres pasos: binarización, eliminación de objetos aislados y corte automático, como se muestra en la figura 2.

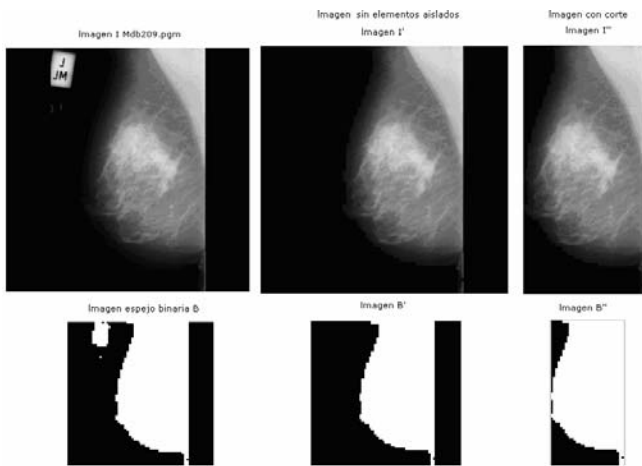


Figura 2. Eliminación de regiones aisladas y reducción del área de la imagen.

Binarización mediante un umbral. La binarización automática consiste en convertir una imagen en escala de grises en una imagen de dos intensidades calculando un valor de umbral que separe los objetos del fondo de una imagen, según la expresión:

$$I(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x > T \\ 0 & \text{si } x \leq T \end{cases} \quad (1)$$

donde $I(x)$ es la imagen binaria, x es la intensidad del nivel de gris de cada píxel y T es el umbral.

Eliminación de objetos aislados. La mayoría de imágenes poseen objetos, que durante el procesamiento pueden confundirse con información de interés. Se requiere entonces eliminar dichos objetos y enfocar el proceso a la región de interés. Para llevar a cabo el proceso se identifican los objetos presentes en la

mamografía (mama y etiqueta), recurriendo a la conectividad entre píxeles, y al etiquetamiento de componentes conexas [6].

Corte automático. Consiste en recorrer una imagen binaria que posee únicamente una región, ubicar los píxeles extremos en la dirección horizontal y vertical de la región y realizar el corte en los límites para retener el contenido de la imagen dentro de ellos [5].

3. REDUCCIÓN DE RUIDO

El ruido es información no deseada que contamina la imagen. Este aparece durante el proceso de adquisición y digitalización, haciendo necesario implementar un método de reducción de ruido, que retenga tanto como sea posible las características de importancia. Existen diferentes técnicas para la reducción de ruido:

Filtrado de mediana. El filtrado de mediana, opera sobre la imagen cambiando el valor de intensidad de cada píxel analizado, teniendo en cuenta los valores de intensidad de los píxeles en la vecindad establecida. La principal función del filtrado de mediana es hacer que los puntos de intensidades muy distintas se hagan muy parecidos a sus vecinos, eliminando puntos de muy alta y muy baja intensidad [6], la forma de operación de este filtro se ilustra en la figura 3.

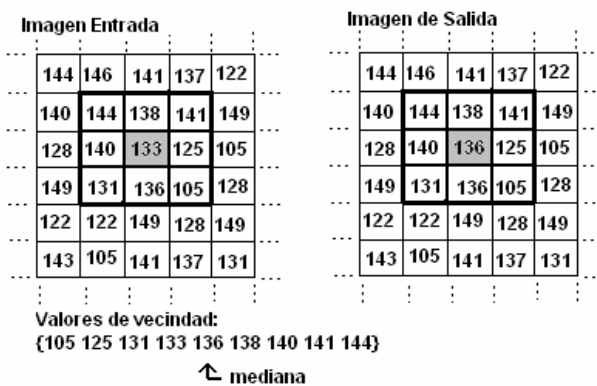


Figura 3. Funcionamiento filtrado de mediana.

Filtrado de Wiener. Suponiendo que la imagen $s(x,y)$ se contamina con ruido blanco gaussiano $w(x,y)$, se desea estimar la señal $s(x,y)$, a partir de la imagen contaminada por ruido $a(x,y)$, mediante observación del ruido por filtrado lineal adaptativo [11].

$$a(x,y) = s(x,y) + w(x,y) \quad (2)$$

Para resolver este problema se asume que la señal $s(x,y)$ y el ruido $w(x,y)$ tienen media cero y son muestras de un proceso aleatorio estacionario. La estimación lineal \hat{s} esta dada por la siguiente expresión [11]:

$$\hat{s} = a(x,y) \otimes h(x,y) \quad (3)$$

donde $h(x,y)$ es el estimador del error cuadrático lineal medio (LMSE).

El criterio de error usado para la estimación óptima es el LMSE que se calcula como el cuadrado del valor absoluto de $e(x,y)$ que es la diferencia entre la señal verdadera $s(x,y)$ y la estimada \hat{s} . El error cuadrático medio lineal es minimizado si y sólo si no está relacionado con ninguna variable aleatoria. Sin embargo el estimador $h(x,y)$ del LMSE tiene que satisfacer la condición [11]:

$$R_{mn}(x, y) = R_{nn}(x, y) \otimes h(x, y) \quad (4)$$

Donde $R_{mn}(x,y)$ y $R_{nn}(x,y)$ son la funciones de correlación. El filtro caracterizado por la ecuación anterior es llamado filtro de Wiener.

Reducción Normal. Los métodos anteriores de reducción de ruido, diseñados para procesar imágenes naturales trabajan en forma inadecuada sobre imágenes de alta complejidad como las imágenes radiológicas.

La reducción de ruido basada en wavelets provee unas bases apropiadas para separar las componentes de ruido de la imagen. Esta técnica involucra tres pasos básicos que son: descomposición en subbandas wavelets, modificación de los coeficientes wavelets y reconstrucción de la imagen a partir de sus coeficientes modificados. La modificación de coeficientes wavelets se lleva a cabo por diferentes técnicas entre las que sobresalen modificación por: variación de un umbral (Visu Shrink), por empleo de reglas o condiciones predefinidas (Sure Shrink) y empleando bayesianos (Bayes Shrink) [2].

Para el caso de estudio se centra la atención en una de las técnicas de modificación por variación del umbral, conocida como Reducción Normal, que de acuerdo a [2] presenta un mejor desempeño que los otros dos métodos.

En la reducción normal los coeficientes de las subbandas wavelets se modelan como un distribución gaussiana generalizada (GGD). Esta técnica permite modificar la magnitud de los coeficientes wavelet al tiempo, estableciendo un umbral para cada subbanda dependiendo de las propiedades y las variaciones en cada una de éstas. Se emplean las condiciones de comparación establecidas para un umbral de tipo fijo, como se muestra en la siguiente expresión [2]:

$$\rho(x) = \begin{cases} x, & \text{si } |x| > T \\ 0, & \text{si } |x| \leq T \end{cases} \quad (5)$$

Los pasos seguidos para la reducción de ruido usando la técnica reducción normal son:

1) Se hace descomposición de cuarto nivel de la imagen con ruido usando la WT con una wavelet madre db8.

2) Se estima la varianza del ruido σ^2 para la subbanda de detalles diagonales de primer nivel de descomposición, usando [2]:

$$\sigma^2 = \left[\frac{\text{median}[|Y_{ij}|]}{0.6745} \right]^2 \quad (6)$$

donde Y_{ij} es la matriz de coeficientes wavelet que pertenecen a la subbanda de detalles diagonales del primer nivel.

Para cada nivel de descomposición se calcula un parámetro de escala usando la ecuación [2]:

$$\beta = \sqrt{\log\left(\frac{L_k}{J}\right)} \quad (7)$$

donde L_k es la longitud de la subbanda de nivel k , y J que es 4 es el número total de niveles de descomposición.

Para cada subbanda de detalle se calcula la desviación estándar (σ_y) y el umbral (T_N) usando la expresión [2]:

$$T_N = \frac{\beta \sigma^2}{\sigma_y} \quad (8)$$

Posteriormente se aplica el umbral fuerte a los coeficientes de las subbandas de detalle y se realiza la reconstrucción de la imagen con los coeficientes de las subbandas de detalles modificados y la aproximación inicial sin ninguna modificación.

Análisis de resultados de la reducción de ruido sobre una imagen típica (Lena).

La eficiencia de los diferentes métodos de reducción de ruido sobre la imagen de Lena, es comparada con base en el valor de PSNR o relación pico señal a ruido, que indica un buen desempeño de la técnica entre más alta sea su magnitud. El PSNR es calculado con la expresión:

$$\text{PSNR} = 20 \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{\text{MSE}}} \right) \quad (9)$$

donde MSE, es el error cuadrático medio y 255 corresponde a los niveles de gris de la imagen.

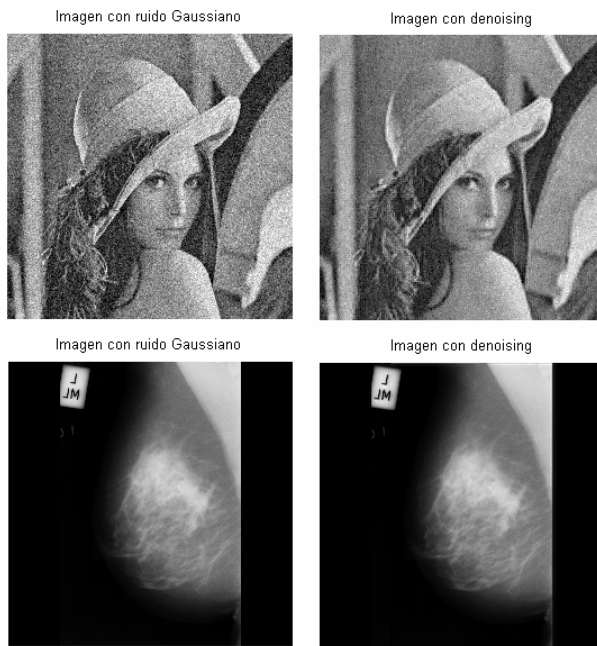


Figura 4. Imagen antes y después de Normal Shrink.

Desv Estándar	Reducción Normal Umbral Fijo	Reducción Normal Umbral Flexible	Filtro de Mediana	Filtro de Wiener
$\sigma = 0.1$	72.9824	69.4409	68.2047	68.6104
$\sigma = 0.3$	63.0022	60.2985	58.8287	58.7330
$\sigma = 10$	32.6909	29.8560	28.3743	28.1282
$\sigma = 20$	26.6064	23.7950	22.3657	22.1032
$\sigma = 30$	22.9676	20.2948	18.8333	18.6069

Tabla 1. Resultados en PSNR de la reducción de ruido sobre Lena.

4. REALCE DE CONTRASTE

La gran mayoría de imágenes médicas tienen un pobre contraste y las mamografías no son la excepción. Es por esto que es necesario realzar el contraste de estas imágenes antes de un procesamiento posterior o de realizar un análisis. Existen diferentes técnicas para realzar el contraste, entre las cuales se tienen:

Técnicas de realce por ampliación del contraste. La manipulación clásica de contraste se basa en una función de ampliación definida globalmente [10]. Esta función se define por un perfil de transformación elegido de forma apropiada para lograr el incremento de contraste deseado. La técnica realza el contraste de una mamografía ajustando su histograma de modo que se incremente la separación del nivel de grises del fondo y los objetos [1].

Una forma general de transformación se muestra en la ecuación 11, en donde S_i son los valores que separan los diferentes modos del histograma y L es el valor de nivel de gris máximo.

$$f(x) = \begin{cases} f_1(x), & 0 \leq x \leq S_1 \\ f_2(x), & S_1 \leq x \leq S_2 \\ \vdots \\ f_n(x), & S_{n-1} \leq x \leq L \end{cases} \quad (10)$$

Técnicas de realce por ecualización del histograma.

Esta técnica de modelado del histograma modifica una imagen tal que su histograma tenga una forma deseada, empleando un reescalado monótonico no lineal, el cual reasigna los valores de intensidad de los píxeles de la imagen de entrada tal que la imagen de salida contenga una distribución uniforme de intensidades. Obtener un histograma lo más uniforme posible, implica un incremento del rango dinámico de los píxeles [6].

La ecualización del histograma es usualmente introducida usando funciones continuas. Por consiguiente se supone que las imágenes de interés contienen niveles de intensidades continuas (en el intervalo $[0,1]$) y la función de transformación $f(g)$ la cual reescala una imagen de entrada $A(x,y)$ dentro de una imagen $B(x,y)$ es continua. Se asumirá que la función de transformación puede ser escrita como una función de densidad de probabilidad, derivándose la siguiente expresión [6]:

$$F(g) = \int_0^g P_y(y) dy = \int_0^g P_x(x) dx = \sum_{g=0}^x P(g) \quad (11)$$

donde $P_x(x)$, $P_y(y)$ son las funciones de densidad de probabilidad de las imágenes de entrada $A(x,y)$ y salida $B(x,y)$ respectivamente y $P(g)$ es la probabilidad de que ocurra un nivel de gris g [6].

Debido a la redistribución de esta probabilidad de ocurrencia de niveles de grises de una manera uniforme, la percepción de los detalles de la imagen mejora.

De la ecuación anterior se pueden derivar diferentes tipos de ecualizaciones, siendo las más conocidas ecualización uniforme, exponencial y la de Rayleigh [6].

Técnicas de realce por ecualización adaptativa del histograma.

Es conocido que si se usa sólo información global no se alcanza un buen realce de contraste, debido a que las técnicas globales causan un efecto de saturación de intensidades [10]. Para solucionar este problema existe una ecualización del histograma localizada o también conocida como adaptativa, la cual considera una ventana local para cada píxel y calcula el valor de la nueva intensidad basado en el histograma local definido para cada ventana. Adicionalmente la ecualización adaptativa del histograma es un operador local uniforme en el sentido que todos los píxeles de una ventana local contribuyen igualmente a la determinación del nuevo valor del píxel central que está siendo considerado [10].

Para ecualizar una imagen de entrada x , con niveles de grises cuantizados, primero se estima el histograma local

\hat{h} . Para esto se inicia por evaluar los niveles de grises de la imagen de entrada usando la función delta Kronecker $\delta(i,j)$, la cual es igual a 1 si $i=j$ y 0 en otros casos. La convolución espacial con una máscara rectangular f_ω puede ser usada para encontrar aquellos píxeles en una ventana alrededor de cada punto. Para una ventana cuadrada de ancho ω y con un número de componentes pares, el histograma local puede ser escrito como [7]:

$$\hat{h}(m, n, g) = \delta(g, x(n, m)) \otimes f_\omega(m, n) \quad (12)$$

$$f_\omega(m, n) = \begin{cases} \omega^{-2} & |m| \leq \frac{\omega-1}{2}, |n| \leq \frac{\omega-1}{2} \\ 0 & \text{En otro caso} \end{cases} \quad (13)$$

La imagen de salida se calcula usando [7]:

$$y(m, n) = z(m, n, x(m, n)) \quad (14)$$

Donde z es la variación de reescalado espacial y se obtiene a partir de la expresión [7]:

$$z(m, n, g) = \frac{1}{2} \sum_{y < g} \hat{h}(m, n, \gamma) - \frac{1}{2} \sum_{y > g} \hat{h}(m, n, \gamma) \quad (15)$$

donde g es el valor de la intensidad en el píxel (m, n) de la ventana local de entrada y γ es el valor de la nueva intensidad en el píxel (m, n) de la ventana local basado en el histograma de dicha ventana.

Realce por filtrado Ponderado. La imagen procesada mediante la aplicación de esta máscara es una versión de la imagen original con el efecto de dispersión o borrosidad reducido, porque la información de baja frecuencia es reducida en intensidad mientras los detalles de alta frecuencia son amplificados. Esto hace que las microcalcificaciones sean más visibles en la mamografía.

El filtrado puede ser generalizado para cualquier tamaño y forma de la ventana local, como se indica en la siguiente expresión:

$$f_c(m, n) = \left[g(m, n) - \mu_g(m, n) \right] + g(m, n)\alpha \quad (16)$$

En la ecuación anterior el píxel correspondiente a las coordenadas (m, n) , en la imagen realzada $f_c(m, n)$ es dado como una combinación de pesos del píxel correspondiente $g(m, n)$, de la imagen degradada, y la diferencia entre el píxel y la media local $\mu_g(m, n)$, donde la media local se calcula como el promedio de los 8 vecinos del píxel en análisis.

El efecto deseado se logra asignando un valor apropiado para el píxel central de la máscara, que equivale al valor del peso α .

Realce por morfología matemática. La simplicidad de las operaciones morfológicas se debe a que una gran

clase de filtros pueden ser representados como la combinación de dos simples operaciones sobre la imagen, la erosión y la dilatación. Para el realce de mamografías se usaron dos operaciones: la transformada top-hat, y la transformada bottom-hat. La imagen realzada k se obtiene al adicionar a la imagen inicial I_o , la imagen resultante de aplicar el algoritmo top-hat γ_{TH} y substraer la imagen resultante del algoritmo bottom-hat ϕ_{TH} , tal como se muestra en la siguiente expresión [1]:

$$k = I_o + \gamma_{TH} - \phi_{TH} \quad (17)$$

$$\gamma_{TH} = I_o - \gamma_B \quad (18)$$

$$\phi_{TH} = \phi_B - I_o \quad (19)$$

donde γ_B y ϕ_B son la apertura y cierre para imágenes en escala de grises.

Las operaciones morfológicas están definidas para trabajar con elementos estructurantes (SE). En orden de detectar las microcalcificaciones el tamaño del SE debe ser más grande que ellas y debido a que las lesiones poseen una forma usualmente redonda, el elemento estructurante debe tener la misma forma.

La imagen resultante de aplicar las operaciones morfológicas es una imagen con apariencia similar a la imagen original, pero con las características de interés realzadas que se pueden observar como puntos más brillantes sobre un fondo más oscuro.

Resultados del realce de contraste en mamografías.

Para evaluar el desempeño de las técnicas antes expuestas y la combinación de algunas de ellas, se usaron regiones de interés (ROI's) de 64x64 píxeles de mamografías con microcalcificaciones de la base de datos MIAS [4]. Se utilizó como indicador la varianza del histograma, el cual no fué concluyente para afirmar que técnica de realce puede ser mejor que otra, por tanto se recurrió a la observación conjunta de la ROI y su histograma el cual se debe caracterizar por ocupar un amplio rango dinámico y por tener valores de nivel de gris a lo largo de toda su escala, además en la ROI realzada se debe mantener el tamaño y la forma de los objetos de interés. Los resultados de las técnicas de realce se muestran en la figura 5, para, la técnica de realce por operaciones morfológicas seguida de ampliación del contraste y la técnica de realce por filtro ponderado (unsharp) seguida de ampliación de contraste en donde se puede observar que esta combinación de técnicas produce mejores resultados.

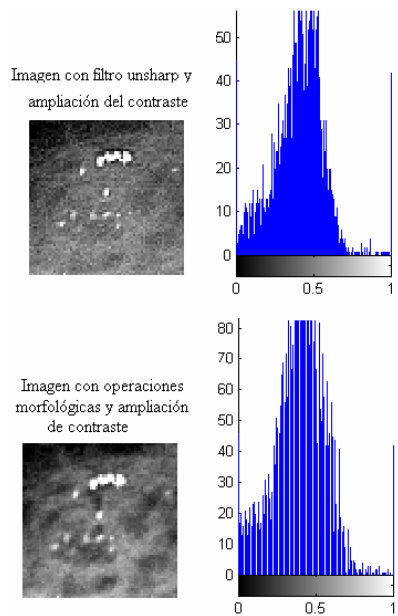


Figura 5. Prueba de realce de contraste sobre la ROI Mdb13.

5. CONCLUSIONES

La metodología de preprocesamiento de imágenes mamográficas propuesta en este documento, presentó buenos resultados, como se puede observar en la figura 5.

Es indispensable realizar inicialmente una reducción de la imagen al área de interés para eliminar componentes que no aportan información al proceso y reducir el tiempo de cálculo de las etapas posteriores, para esto el etiquetamiento de componentes conexas es una técnica apropiada.

Al comparar las técnicas propuestas de reducción de ruido sobre imágenes estándar y mamografías digitales se encontró que la técnica de *Normal Shrink* ofrece mejores resultados que las otras técnicas.

La combinación de técnicas mejora los resultados obtenidos que al aplicar una técnica individualmente, haciendo más fácil visualizar las características de interés de una imagen. Para el caso de imágenes mamográficas la técnica de realce por filtro *unsharp* seguida de ampliación del contraste, produjo los mejores resultados, incrementando la visibilidad de las lesiones sin que se vea afectado el tamaño y la forma de las mismas.

AGRADECIMIENTOS

La realización de este artículo hace parte del proyecto "Detección de microcalcificaciones en mamografías digitales" que ha sido posible desarrollar gracias a la financiación del Centro de Investigaciones y Extensión de la Universidad Tecnológica de Pereira y al apoyo del Grupo de Investigación en Control e Instrumentación.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] BOUYAHIA, Sihem et al. Computer-aided diagnosis of mammographic images. USA, 2004.
- [2] GUPTA, Savita; KAUR, Lakhwinder and CHAUHAN, R.C. Image denoising using wavelet thresholding. India, 2002.
- [3] LAINE, Andrew and CHANG, Chung Ming. Coherence of multiscale features for enhancement of digital mammograms. In: IEEE Transaction on information technology in biomedicine, Vol. 6, No. 1, 2001.
- [4] MIAS. Base de datos etiquetada de mamografías digitales. Disponible en Internet en URL: <<http://peipa.essex.ac.uk/ipa/pix/mias/>>
- [5] OPORTO, Samuel A. Detección de microcalcificaciones en imágenes de mamografías usando diferencia de filtros Gaussianos optimizados. Perú, 2004.
- [6] PAJARES MARTÍ SANZ, Arturo y DE LA CRUZ, Jesús M. Visión por computador, imágenes digitales y aplicaciones. España, 2001.
- [7] RANGAYYAN, Rangaraj M et al. Improvement of sensitivity of breast cancer diagnosis with adaptive neighborhood contrast enhancement of mammograms. In: IEEE transactions on information technology in biomedicine, Vol. 1, No. 3, 1997.
- [8] STARK, J. Alex. Adaptive image contrast enhancement using generalizations of histogram equalization. In: IEEE Transactions on image processing, Vol 9, No. 5, 2000.
- [9] WIRTH, Michael et al. Contrast enhancement of microcalcifications in mammograms using morphological enhancement and non-flat structuring elements. In: 17th IEEE Symposium on computer-based medical system, 2004.
- [10] ZEYUN, Yu and CHANDRAJIT, Bajaj. A fast adaptive method for image contrast enhancement. USA, 2001.
- [11] ZHANG, Huiping. Image denoising via wavelet domain spatially adaptive Wiener filtering. USA, 1999.
- [12] ZHANG, Wei and LI, Ying. Image denoising by integer wavelet transform and hybrid threshold selection based on semi-soft shrinkage. China, 2000.