

# Algorithm for processing Mammography: detection of microcalcifications

M. Bustamante, A. Rienzo, R. Osorio, E. Lefranc, M. Duarte, E. Herrera, G. Lefranc

**Abstract**— A new algorithm based in Crème Filter, is proposed for breast cancer detection. The images obtained show micro calcifications with better contrast, allowing a better prognosis. The algorithm has only one parameter free, that permitting to observe texture when parameter is changed.

**Keywords**— Breast cancer, Image processing, microcalcifications, x-ray image.

## I. INTRODUCCION

UNO mundial de los problemas de salud es el cáncer de mama pública [1]. La detección y a nivel temprana de este tipo de cáncer es un mecanismo importante de prevención, y que, normalmente, se realiza por medio de una mamografía. La presencia de micro calcificaciones, en la imagen de mama, son indicaciones de que hay cáncer, en un 80% de posibilidades. El problema radica en que las dimensiones de las micro calcificaciones está dentro del límite de resolución del sistema, lo cual dificulta un buen diagnóstico temprano. Además, como la mama es un tejido blando, los rayos X deben ser de baja energía (máximo 30 keV), justo en el rango donde el efecto fotoeléctrico, tiene una mayor probabilidad de ocurrencia. Esto implica, que cuando un fotón interactúa con un electrón, eyecta un electrón del átomo, produciendo vacancias. Esta vacancia produce el efecto de cascada de los electrones superiores, emitiendo radiación en el proceso, que se dispersa, en todas direcciones. Una consecuencia de esta radiación, es la falta de definición de la imagen que lleva a una imagen sin contraste.

Al trabajar con imágenes digitales de mama, ha permitido desarrollo de técnicas y algoritmos para la detección de cáncer [2]. El aumento de contraste en la imagen mamográfica es un requerimiento para un diagnóstico adecuado, aplicando varias técnicas para cambiar el contraste (o histograma), disminuir el ruido y mejorar la imagen [3]. Se ha propuesto una metodología general para el aumento de contraste, en la región de interés (ROI) en el interior de los cuerpos [4]. El modelo considera radiación dispersa (scattering) dentro del tejido que

es propias de las condiciones geométricas. Esto implica que el procedimiento, se basa en estas condiciones y no de la propia imagen.

Otro método tiene cuatro pasos para obtener un aumento de contraste: escalamiento de la imagen, segmentación de la región de la mama, cancelación del ruido, y aumento del contraste por el medio de la técnica CLAHE, y finalmente la aplicación de wavelet [5], [13]. Este procedimiento, aumenta el contraste, pero se demora para poder observar la imagen, a causa de los pasos del método. En general, los métodos presentados sólo se concentran en el aumento de contraste, considerando la propia naturaleza de la formación de la imagen. En imágenes radiológicas, las características de textura y formas son las más importantes en el análisis de imágenes médicas. Las técnicas para la caracterización de texturas pueden ser utilizadas, desde la detección de bordes usando los operadores Canny hasta los descriptores Sobel.

Para la identificación de formas, se utilizan los descriptores de Fourier, momentos estadísticos invariantes y filtrado espacial escalado. También se utiliza las características derivadas de las matrices de coocurrencia, como de los filtros de Gabor, wavelets y las características de textura de Markov. En las mamografías, se usa la densidad para detectar micro calcificaciones. En la segmentación de imágenes, la forma puede ser una característica muy potente.

El análisis de texturas aplicada a imágenes está relacionado con la distribución espacial de los niveles digitales presentes en la imagen. Dependiendo de la selección de las características y la filosofía de la clasificación, el análisis de texturas en una imagen se clasifica en tres grandes métodos: Métodos espaciales, métodos estructuras y métodos estadísticos [9]. El análisis de texturas estadístico se basa en la cuantificación y caracterización de las propiedades estocásticas de la distribución espacial de los niveles de gris en una imagen a través del cálculo de descriptores estadísticos [10].

En trabajo anterior, los autores presentan un modelo que describe la radiación dispersa producida por aplicación de rayos X en una mamografía [6], [14]. La hipótesis del modelo radica en que toda la radiación dirigida a la placa debe sumar la intensidad total  $I_0$ . La dificultad en ese trabajo, que usa el filtro de Bosso, es el tiempo que demora en la obtención de la imagen, lo que lo hace poco aplicable. En este trabajo se presenta un nuevo algoritmo para la detección de cáncer de mamas, basado en el Filtro Crème. A partir de un índice del filtro, se obtienen imágenes que muestran en forma más contrastada, sin agregar ruido adicional, permitiendo ver micro calcificaciones típicas de cáncer de mamas, en un tiempo adecuado. En el estudio de textura, el valor  $n=4$ , ha mostrado un valor extremo que depende esa la característica. Esto puede

Miguel Bustamante S, Facultad de Ingeniería y Ciencias Universidad Adolfo Ibáñez, Santiago de Chile. miguel.bustamante@uai.cl

Román Osorio C., Instituto de Investigaciones IIMAS, Universidad Autónoma de México UNAM, México. roman@unam.mx

Etienne Lefranc, Universidad Central Chile, lefranc.etienne@gmail.com

Manuel Duarte, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Chile

Enrique Herrera-Viedma, Universidad de Granada, España. viedma@decsai.ugr.es

Gastón Lefranc Escuela de Ingeniería Eléctrica. Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, Chile. gaston.lefranc@gmail.com

permitir desarrollar un índice de control del algoritmo. Se implementan tres descriptores estadísticos, los cuales estudian la relación de un píxel con su entorno, y caracterizan la suavidad, rugosidad, la textura, etc.

### II. EL MODELO DE DISPERSIÓN

La hipótesis del modelo matemático que describe la radiación dispersa producida por aplicación de rayos X en una mamografía, plantea que toda la radiación dirigida a la placa debe sumarse la intensidad total  $I_0$  [6]. Aplicando la misma hipótesis, se propone una variante, un modelo de dispersión descrito por la ecuación (1):

$$I_D(x,y) = I(x,y) \frac{k}{r^n} \quad (1)$$

$$r(x,y) = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}$$

donde  $I(x,y)$  es la intensidad en el píxel  $(x,y)$ ,  $k$ , y  $n$  son constantes,  $r$  es la distancia radial al punto  $(x,y)$  (figura 1) y donde  $n$  es el índice del filtro.

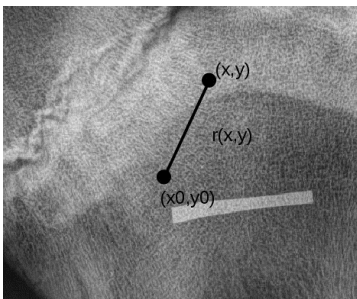


Fig 1: Esquema de la acción de  $r(x,y)$  en la imagen

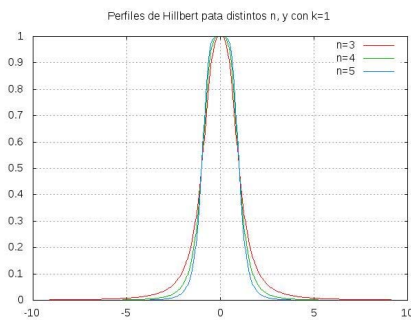


Fig. 2: Perfiles del filtro para los  $n$  de la tabla 1

Aplicando la hipótesis a la ecuación 1 El perfil de intensidad asociado a  $I_D(x,y)$ , se muestra en la figura 2. El eje X, esta distancia al píxel  $(x,y)$ . Note que cuando la distancia  $r$  es 7 ( $r=7$ ), no hay mayor contribución a la dispersión.

Aplicando la hipótesis a la ecuación 1, se obtiene ecuación 2

$$I_D = I(x,y) 2\pi \int \int \frac{rk}{r^{n+k}} dr = 2\pi I(x,y) F(n,k) \quad (2)$$

donde la función  $F(n,k)$  viene dado por la expresión, para  $n > 2$

$$F(n,k) = \frac{2k^{2/n} \pi^2 \operatorname{cosec}(2\pi/n)}{n} \quad (3)$$

En la expresión (2) se igualan elementos de una matriz. En la expresión de  $F(n, k)$ ,  $k$  está asociado a una matriz, es decir por cada píxel  $(x,y)$  con intensidad  $I(x,y)$ , debe haber un valor  $k(x,y)$  asociado al punto  $(x,y)$ . De la expresión (2), despejamos  $k(x,y)$ :

$$k(x,y) = \left( \frac{n I_0}{2\pi^2 I(x,y)} \operatorname{sen} \left( \frac{2\pi}{n} \right) \right) \quad (4)$$

En la aplicación del algoritmo a una imagen, para un valor de  $n$  fijo. Se define una matriz  $M$  de  $7 \times 7$ , ya que por la ecuación (1), se sabe que para  $r > 7$ , no hay mayor aporte a la intensidad dispersa. La intensidad  $I_n(x,y)$  del nuevo píxel de la nueva imagen viene dado por la ecuación 5.

$$I(x,y) = 3I(x,y) - \sum_{i=-3}^3 \sum_{j=-3}^3 I(x+i,y+j) \frac{k(x+i,y+j)}{r(x+i,y+j)^n + k(x+i,y+j)} \quad (5)$$

Como el valor de  $k(x,y)$ , el algoritmo no es lineal, ya que depende del punto  $(x,y)$ .

### III ANÁLISIS DE TEXTURA

Un sistema para analizar la textura debe seguir tres pasos. El primer paso es la elegir una región de interés (ROI). El segundo paso es la extracción de características de las estadísticas de primer orden (FOS) son la media, la desviación estándar, la asimetría, kurtosis, etc.; y las características extraídas por el método de las matrices de co-ocurrencia de nivel de gris (GLCM) son contraste, correlación, energía, homogeneidad, etc., y las características extraídas de transformada wavelet Haar son 2D energía de descomposición de los componentes horizontales, verticales y diagonales. El tercer paso es proceso de clasificación. Normalmente este paso lo realiza un médico. Existen sistemas automáticos para realizar lo mismo. Uno de ellos es el Soporte lineal Vector Machine (SVM) es una técnica de clasificación para clasificar las masas mamarias benignas y malignas. El rendimiento se evalúa en términos de precisión, especificidad, sensibilidad, valor predictivo positivo y valor predictivo negativo [10]. La textura de las imágenes de grises se determina basadas en la matriz de co-ocurrencia ( $P_{ij}$ ). Esta matriz de frecuencias tiene un píxel  $(i)$  con un nivel de gris, que aparece en una relación de espacio específica con otro píxel  $(j)$  de nivel de gris. Las matrices de concurrencia son medidas de segundo orden porque consideran parejas de píxeles vecinos, separados una distancia  $d$  y en un determinado ángulo. Por tanto, las matrices de co-ocurrencia pueden revelar ciertas propiedades sobre la distribución espacial de los grises en la textura de la imagen. La matriz de concurrencia está dada por la ecuación 6:

$$P(i,j) = [(r,s), (t,v)] I(r,s) - I(t,v) - j] \quad (6)$$

Las matrices de co-ocurrencia del nivel de gris (GLCM) son útiles para el análisis textural de imágenes. La matriz de co-ocurrencia se define como: cuenta el número de la combinación de la intensidad  $i$  y  $j$  que se da en cierta distancia de niveles de grises y a cierta orientación normalizados al número total de cuentas. A partir de  $P_{ij}$ , normalizado usamos índices de textura siguiente [8]:

Segundo momento angular (ASM): 
$$\sum_i \sum_j (i-j) P_{i,j}$$

Momento de diferencia inversa (ISM): 
$$\sum_i \sum_j \frac{P_{i,j}}{(i-j)}$$

Entropía: 
$$\sum_i \sum_j P_{i,j} \log(P_{i,j})$$

Para la obtención de los índices de textura, aplicamos el algoritmo GLCM asociado al programa ImageJ [1].

Por otro lado, la técnica de momentos asociado a las imágenes, también se puede aplicar en este contexto.

Momento	Expresión
$\phi_1$	$\eta_{01} + \eta_{10}$
$\phi_2$	$(\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$
$\phi_3$	$(\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$
$\phi_4$	$(\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$
$\phi_5$	$(\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$
$\phi_6$	$(\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})$
$\phi_7$	$(3\eta_{21}\eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} + \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$

Donde

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}}$$

con  $\gamma = \frac{p+q}{2} + 1$

$$H_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x-y)^p (y-x)^q P(x,y) \tag{7}$$

#### IV. APLICACIÓN DEL ALGORITMO A MAMOGRAFÍAS

Para procesar las imágenes y aplicar el algoritmo, se utilizó el programa MATLAB. La matriz  $k(x,y)$  (ecuación 5) depende del valor de  $n$ . Es por esto que el programa va aplicar el procesamiento con los valores de  $n=3,4,5$  y  $6$  a las imágenes de fantoma (figura 3), con microcalcificaciones mdb006.

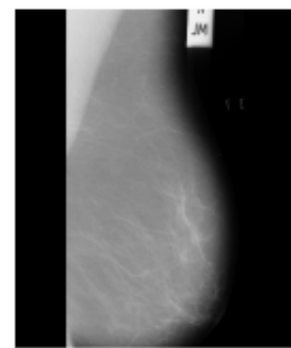
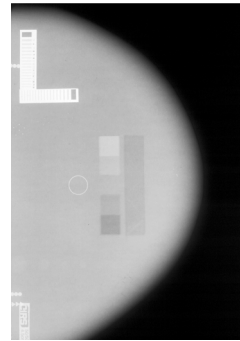


Fig. 3: Sin microcalcificaciones.

Fig. 4: con microcalcificaciones

En las figuras de las regiones enmarcadas de las figuras 5 (mdb218) y 6 (mdb209), de la base de datos [7], se ven las micro calcificaciones.

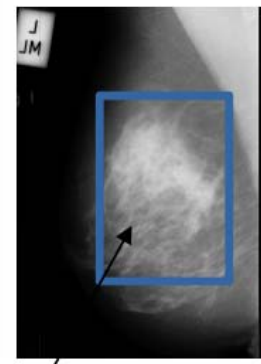
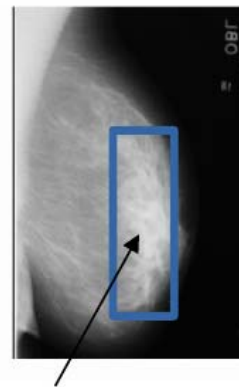


Fig. 5 y 6: Mama con micro calcificaciones

#### V. IMÁGENES RESULTANTES. TEXTURA

Las imágenes resultantes obtenidos para  $n=3,4,5$  y  $6$  son:

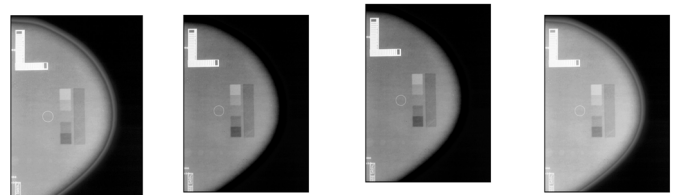


Fig. 7 (a) n=3      Fig. 7 (b) n=4      Fig. 7 (c) n=5      Fig. 7 (d) n=6  
 Como se ven en las figuras 7 a, b, c y d, existe un aumento de contraste. La Fig. 7 a con n=4 (figura 7 b) se aprecia mejor las microcalcificaciones en comparación de las otras imágenes. Para una mama sin lesión (fig. 4) se ve en Fig. 8a

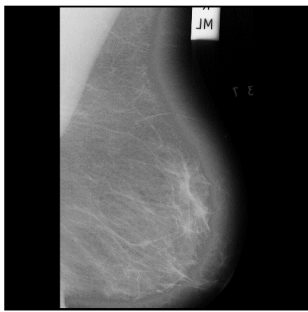


Figura 8 (a) Imagen resultante para n=3

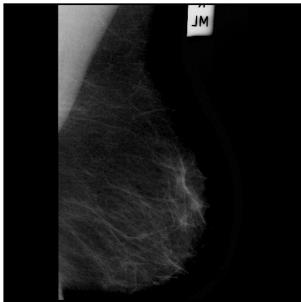


Figura 8 (b) Imagen resultante para n=4



Figura 8 (c) Imagen resultante para n=5

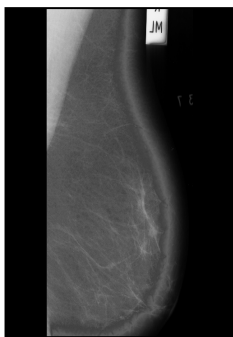
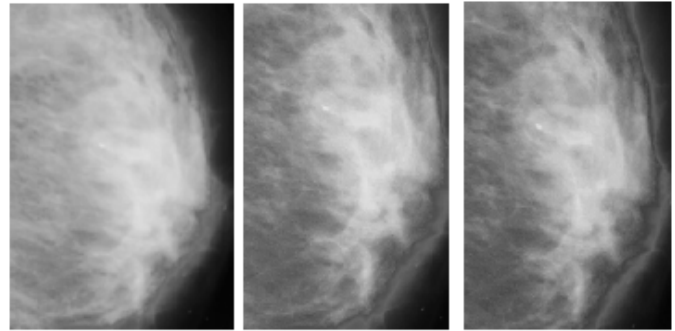


Figura 8 (d) Imagen resultante para n=6

Como se puede apreciar, en la figura 8 (b) (n=4) tenemos un mejor contraste de esta imagen. Se ven tejidos internos, en comparación a la imagen original. Las imágenes (figura 8, c y



d) aunque hay contraste, hay pérdida de información

Figura 9 (a) n=3

Figura 9(b) n=5.

Figura 9 (c) n=6

Las imágenes resultantes de la figura 5, para n=3, 5 y 6 (figuras 9(a), (b) y (c) se aprecia un mejor contraste

En este caso, para n=4, el contraste es mejor. Como se en la imagen figura 10, se resalta una lesión, que se resalta una lesión, que se observa mejor constatada respecto del entorno

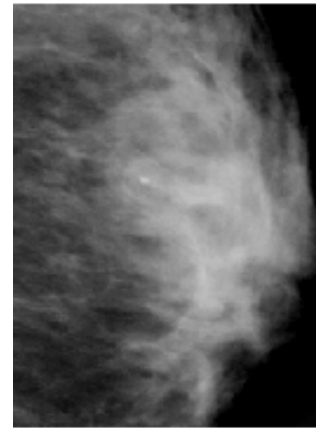
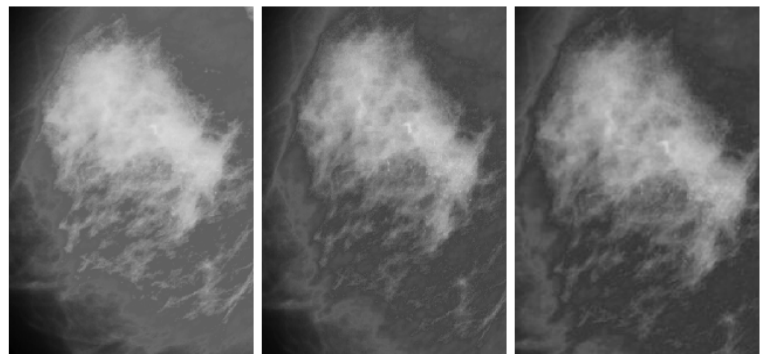


Figura 10. Imagen resultante de n=4

Un resultado similar se obtiene con la imagen de la figura 6.



Existe un aumento en el contraste, de modo que se aprecia mejor las lesiones (microcalcificación).

Figura 11 (a) n=3

Figura 11 (b) n=5

Figura 11 (d) n=6

Sin embargo, para  $n=4$  (figura 12), se observa mejor las lesiones.

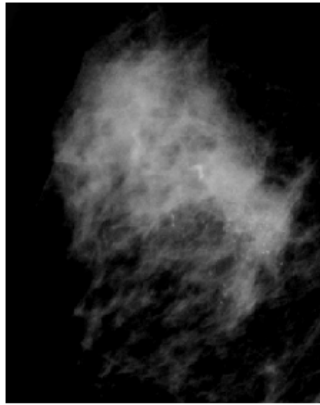


Figura 12, imagen para  $n=4$

En general, con los valores dados del índice  $n$ , vemos que se obtiene una mejor apreciación de las lesiones para el valor de  $n=4$ .

En el estudio de la textura, aplicando el algoritmo GLCM del imageJ, con un radio 2 y ángulo  $0^\circ$ , se obtuvo la tabla siguiente, para los índices ASM, ISM y Entropía.

Tabla I: Resultados de los índices de textura de cada imagen: original y resultante

n	mbd006			fantoma		
	Segundo momento angular	Momento diferencia inversa	Entropía	Segundo momento angular	Momento diferencia inversa	Entropía
0	0,19	0,722	3,979	0,008	0,431	6,422
3	0,192	0,703	3,988	0,107	0,581	5,067
4	0,237	0,767	3,085	0,116	0,59	4,429
5	0,192	0,703	3,97	0,107	0,537	5,138
6	0,192	0,701	3,951	0,102	0,591	5,335

n	mbd218			mbd209		
	0	87	598	5132	11	464
3	0,087	0,593	5,091	0,13	0,652	4,976
4	0,153	0,714	3,811	0,208	0,792	3,143
5	0,087	0,576	5,218	0,129	0,624	5,072
6	0,087	0,574	5,19	0,128	0,649	5,078

Como se observa en la tabla I, los índices tienen un máximo en  $n=4$  para ASM, Entropía y un mínimo para ISM. Esto concuerda con el hecho que en  $n=4$  se observa un mejor contraste de las imágenes, como se ve en las imágenes resultantes. Debiera explorarse valores fraccionales, de este modo podría desarrollarse un criterio de contraste para un mejor diagnóstico. La textura de mamas se caracteriza por la variación espacial dentro de una imagen mediante la extracción de información.

Además, se calcula los 7 momentos de cada imagen resultante, obteniendo las siguientes tablas:

Tabla II: momento 1

n	Fantoma	mdb218	mdb209	mdb006	mdb233
0	0,00101	0,00125	0,00160	0,00149	0,00177
3	0,00101	0,00127	0,00173	0,00161	0,00200
4	0,00101	0,00133	0,00183	0,00173	0,00217
5	0,00108	0,00157	0,00214	0,00207	0,00254
6	0,00117	0,00174	0,00239	0,00237	0,00283

Tabla III: momento 2

n	Fantoma	mdb218	mdb209	mdb006	mdb233
0	2,16E-07	2,86E-07	5,01E-07	7,42E-07	7,77E-11
3	2,22E-07	2,83E-07	5,72E-07	8,34E-07	1,12E-10
4	2,22E-07	3,07E-07	6,43E-07	9,67E-07	1,71E-10
5	2,50E-07	4,19E-07	8,68E-07	1,35E-06	3,21E-10
6	2,93E-07	5,07E-07	1,08E-06	1,74E-06	4,97E-10

Tabla IV: momento 3

n	Fantoma	mdb218	mdb209	mdb006	mdb233
0	1,68E-10	1,77E-10	4,70E-10	4,96E-11	4,16E-12
3	1,69E-10	1,82E-10	6,86E-10	5,99E-11	2,05E-11
4	1,71E-10	2,13E-10	8,68E-10	5,92E-11	3,06E-11
5	2,16E-10	3,38E-10	1,49E-09	5,64E-11	8,26E-11
6	2,80E-10	4,46E-10	2,24E-09	5,88E-11	1,49E-10

Tabla V: momento 4

n	Fantoma	mdb218	mdb209	mdb006	mdb233
0	4,72E-12	2,19E-11	6,41E-11	2,18E-11	4,16E-12
3	5,81E-12	2,50E-11	5,93E-11	2,79E-11	2,05E-11
4	5,77E-12	2,90E-11	6,40E-11	2,48E-11	3,06E-11
5	7,38E-12	4,11E-11	8,72E-11	1,48E-11	8,26E-11
6	8,93E-12	5,23E-11	1,16E-10	1,25E-11	1,49E-10

Tabla VI: momento 5

n	Fantoma	mdb218	mdb209	mdb006	mdb233
0	-1,12E-22	5,60E-22	1,06E-20	4,49E-22	7,34E-23
3	-1,62E-22	6,29E-22	1,13E-20	6,63E-22	8,83E-22
4	-1,62E-22	9,33E-22	1,12E-20	4,07E-22	2,14E-21
5	-2,15E-22	1,91E-21	3,11E-21	-6,15E-23	1,30E-20
6	-3,43E-22	2,51E-21	-2,54E-20	-2,27E-22	3,94E-20

Tabla VII: momento 6

n	Fantoma	mdb218	mdb209	mdb006	mdb233
0	-1,98E-15	1,12E-14	-2,11E-14	1,82E-14	1,40E-15
3	-2,53E-15	1,26E-14	-3,60E-14	2,45E-14	2,26E-14
4	-2,51E-15	1,53E-14	-4,80E-14	2,30E-14	3,26E-14
5	-3,06E-15	2,54E-14	-8,05E-14	1,47E-14	1,11E-13
6	-4,10E-15	3,51E-14	-1,05E-13	1,11E-14	2,32E-13

Tabla VIII: momento 7

n	Fantoma	mdb218	mdb209	mdb006	mdb233
0	7,19E-23	-1,24E-21	-3,48E-21	-5,56E-22	1,42E-23
3	8,21E-23	-1,56E-21	3,88E-21	-9,25E-22	-4,26E-22
4	8,20E-23	-2,08E-21	1,01E-20	-8,57E-22	-5,60E-22
5	2,02E-22	-4,45E-21	3,12E-20	-4,23E-22	-3,35E-21
6	2,87E-22	-7,58E-21	5,35E-20	-2,49E-22	-9,99E-21

En general, los momentos presenta una divergencia a partir

de  $n=4$ . Como se ve en el gráfico (figura 13).

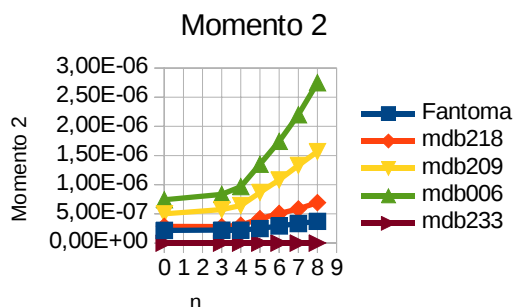


Figura 13: Gráfico de momento 2.

## V. CONCLUSIONES

Se ha presentado un nuevo algoritmo para la detección de microcalcificaciones de mamas, basado en el Filtro Creme. A partir del índice  $n$  del filtro, se obtienen imágenes más contrastadas, sin agregar ruido adicional, permitiendo ver micro calcificaciones típicas de cáncer de mamas.

En el estudio de textura, el valor de  $n=4$ , ha mostrado un valor extremo (máximo o mínimo) que depende de esa la característica. En cada imagen se determinan tres valores de textura de la imagen resultante, basado en la matriz de co-ocurrencia. Esta matriz refleja las ocurrencias dadas de un valor de nivel de gris entre los vecinos de un píxel determinado. El propósito es ver la relación entre los valores de textura y el índice  $n$ . Con los tres valores de textura son los momentos angulares segundo, los momentos de diferencia inversa y la entropía de la imagen, con un radio de 2 y un ángulo de  $0^\circ$ . Los resultados se comparan.

El algoritmo aporta imágenes mejor contrastadas, sin agregar mayor ruido y dependiendo del valor de  $n$  se resaltan distintas estructuras, y existe un valor extremo en  $n$ . El procedimiento aplicado es para valores de  $n$  enteros. Debiera explorarse para valores fraccionales. Además, en el cálculo de los momentos asociado a las imágenes, se ha visto que a partir de  $n=4$ , existe una diferencia. Esto da un campo de investigación para buscar un valor de un óptimo de la característica de la textura.

## REFERENCIAS

- [1] Ministerio de Salud Guía Clínica: Cáncer de Mama, 2015 isbn: 978- 956- 8823-55-9, Santiago Chile.
- [2] L. M. Warren, R. M. Given-ilson, M. G. Wallis, J. Cooke, M. D. Halling-Brown, A. Mackenzie, D. P. Chakraborty, H. Bosmans, D. R. Dance, and K. C. Young, "The Effect of Image Processing on the Detection of Cancer s in Digital Mammography.," *AJR. Am. J. Roentgenol.*, vol. 203, no. 2, pp . 387–393, 2014.
- [3] K. Akila, L. S. Jayashree, and a. Vasuki, "Mammographic Image Enhancement Using Indirect Contrast Enhancement Techniques – A Comparative Study," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 47 pp. 255–261, 2015.

- [4] Y. Park, T. Woo, H. Cho, D. Hong, U. Je, C. Park, and H. Lim, Detection analysis of phase contrast Xray imaging (PCXI) with single grid for nanoscopic applications, *Opt. Int. J. Light Electron Opt.*, pp. 1–5, 2015.
- [5] H. Moradmand, S. Setayeshi, A. Karimian, and M. Sirous, "Contrast Enhancement of Mammograms for Rapid Detection of Micro calcification Clusters," vol. 11, no. 2, pp. 260–269, 2014.
- [6] Bustamante M., Lefranc G., "Degradation model of breast imaging by Dispersed Radiation", *Proceedings of The Romanian Academy, Series A, Volume 12, Number 4/2011*, pp. 347–352.
- [7] "The mini-MIAS database of mammograms." [Online]. Available: <http://peipa.essex.ac.uk/info/mias.html>. [Accessed: 26-Nov-2015].
- [8] Geoff Dougherty, "Digital Image Processing for medical applications", Cambridge, 2009, ISBN: 978-0-521-86085-7, páginas: 428-429.
- [9] "Texture Analyser. Available : <http://imagej.nih.gov/ij/plugins/texture.html>. [Accessed: 04-Jan-2018].
- [10] Beaula N., Nisha K.L., Texture Analysis for Mammographic Breast Images using Novel Statistical and Transform Techniques. *International Journal of Advanced Research Trends in Engineering and Technology (ijartet) vol. II, Special issue xi, february 2015, ISSN 2394-3777 (Print)ISSN 2394-3785 (Online)*
- [11] Gaona E., Perales Corona W., Franco Enriquez J., Molina Frechero N., G aona Castañeda G. Optimización de la Calidad de Imagen en la mamografía analógica y su comparación con la mamografía digital. *Anales de Radiología México* 2012.
- [12] R. Torres Cabrera. The state of the art in technology for digital mammography. Servicio de Radio física y Protección Radiológica, Hospital Universitario Rio Hortega, Valladolid, España, 2010. <http://www.elsevier.es> el 02 /09/2016.
- [13] Thaís Nayara da Cruz, Thamyris Mayara da Cruz, Wellington Pinheiro dos Santos Detection and classification of mammary lesions using artificial neural networks and morphological wavelets). *IEEE Transaction América Latina*, March 2018, Volume: 16, Issue: 3 ISSN: 1548-0992
- [14] Miguel Bustamante, Roman Osorio, Etienne Lefranc and Gaston Lefranc. New Breast Cancer Detection Algorithm. *Proceedings of IEEE ICA ACCA2016*.



Miguel Bustamante S. is Licenciado en Ciencias mención Física, Universidad de Chile, Santiago, 1990, Magister on Biofísica Medica, Universidad de Chile, Santiago, Chile 1997. Since he has work in image processing applied to medicine; in mammographies to detect better diagnosis for breast cancer. Actually, he es professor in Facultad de Ingenieria at Universidad Adolfo Ibáñez.



Roman Osorio obtained a BEng from UNAM, Mexico. He has acted as consultant in several companies as well as published over 100 papers in related fields. His main research interests are in mobile robotics, automation, and machine vision and software development. He is currently a researcher within Computing Systems and Automation department in the Research Institute IIMAS-UNAM and lecturer on Electronics.



Gaston Lefranc obtained Electrical Eng. at Universidad Técnica Federico Santa María in Chile, Civil Electrical Eng., at Universidad de Chile and Master of Science degree in Electrical and Computer Science at the Northwestern University, Evanston, Illinois, USA. He is Full Professor at Electrical Engineering at the Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, Chile. His main research areas are Artificial Intelligence, Robotics, Flexible Manufacturing Systems and Biomedical Engineering. He has been co-author of 10 books and published over 200 papers in related fields. He is an IEEE Senior Member and chair of IEEE Chile Section and Chair of Chilean Chapter of CS and SMC



Etienne Lefranc is Ingeniero Informático y Master of Science obtained at Universidad Técnica Federico Santa María. He has been General Manager of Solutions Company (Computer Company) and Sybase Chile. He has been Vice Rector at Universidad de las Américas Chile. He was Professor at Facultad de Ingeniería, Universidad Central de Chile. His areas of interest are Big Data, Data Mining, Computer Science.



Manuel A. Duarte-Mermoud received the degree of Civil Electrical Engineer from the University of Chile in 1977 and the M.Sc., M.Phil. and the Ph.D. degrees, all in Electrical Engineering, from Yale University in 1985, 1986 and 1988 respectively. Currently, he is a Professor at the Electrical Engineering Department of the University of Chile.

His main research interests are in robust adaptive control (linear/nonlinear and integer/fractional systems), system identification, signal processing and pattern recognition. He is focused on applications to energy, mining and wine industry, sensory systems and electrical machines and drives



E. Herrera-Viedma obtained MS (1993) - University of Granada (Spain) - Computer Science PhD (1996) - University of Granada (Spain) - Computer Science. He is Full Professor and Vice-President for Research and Knowledge Transfer, Director of the Laboratory on Quality Evaluation of Digital Libraries SECABA, from 2005. •

Research Vice-dean of Communication and Library Sciences School, University of Granada from 1999- 2015. at the Department of Computer Science and Artificial Intelligence, University of Granada, Granada, Spain. He has been Director or responsible more than 20 research Project. Member of the Editorial Board of several International Journals (ISI journals). He is Currently an author HIGHLY CITED PAPERS indexed in ISI Essential Science Indicators and HIGHLY CITED RESEARCHER according to Highly cited research and Shangai Center published in 2014 (Engineering), 2015 (Engineering and Computer Science) and 2016 (Engineering and Computer Science). He has 10 prizes.