

EVALUACIÓN DE TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE CAMBIOS EN MAMOGRAFÍAS SIMULADAS

Andrés E. Gagliano¹, Emiliano V. Foglino¹, Javier Lezama^{1,3},
Mauro Valente^{2,3}, M. Laura Nores² y Valeria S. Rulloni¹

¹ Facultad de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales, Universidad Nacional de Córdoba, Córdoba, Argentina.

² Facultad de Matemática, Astronomía y Física, Universidad Nacional de Córdoba. ³ CONICET.

vrulloni@gmail.com

Resumen— Debido a las múltiples aplicaciones de las técnicas de procesamiento de imágenes, su utilización y necesidad de tratamiento adecuado son actualmente un área de mucho interés. Entre estas técnicas, de especial importancia resulta la detección de cambios, cuya característica principal radica en el interés por identificar diferencias entre dos imágenes del mismo sitio pero registradas en diferentes momentos. Esto es de gran utilidad en medicina, por ejemplo en la evaluación de un post operatorio, comparando las imágenes antes y después de la operación. Para una buena comparación, ambas imágenes deben coincidir en espacio y condiciones de iluminación. En este trabajo, primero se abordó el problema de no coincidencia mediante técnicas de pre-procesado, como calibración y demarcado automático de la región de interés y luego se aplicaron métodos de detección de cambios en mamografías obtenidas por simulación. Se evaluaron y compararon métodos de umbralado implementados en la imagen diferencia. De esta manera, este trabajo contribuye a incrementar e interpretar la información que puede extraerse de las imágenes médicas.

Palabras Clave— detección, cambios, imágenes médicas, pre-procesado, umbralado.

1. INTRODUCCIÓN

El procesamiento de imágenes constituye un área de creciente interés y desarrollo. En particular, las imágenes médicas son un componente vital para un gran número de aplicaciones, en las áreas de diagnóstico, planeamiento, evaluación de procedimientos quirúrgicos y de radioterapia [1]. Uno de los principales motivos en que radica el significativo interés en las imágenes por parte de la comunidad médica es la posibilidad de disponer de información morfológica vinculada a la anatomía por medio de métodos no invasivos. Entre las técnicas de procesamiento de imágenes, de especial importancia resulta la “detección de cambios”, entendida como el proceso de identificar diferencias en el estado de un objeto o fenómeno, observándolo en diferentes momentos [2]. Existen actualmente muchos abordajes para este problema, algunos

en medicina [3], que originalmente han sido motivados y aplicados prioritariamente en imágenes de teledetección [4, 5, 6, 7, 8], con aplicaciones en seguridad, expansión y planeamiento urbano, deforestación, monitoreo de desastres y determinación de zonas afectadas [9]. El objetivo principal de estas técnicas es identificar el conjunto de píxeles que cambiaron “significativamente” entre una imagen y la otra, concepto que varía según la aplicación específica [10]. El proceso de detección de cambios es complejo, ya que requiere distinguir los cambios que son relevantes de aquellos que no son de importancia, tales como ruido, diferente iluminación, etc. Algunos de los métodos que permiten “filtrar” cambios irrelevantes y que corresponden a la etapa de preprocesamiento de las imágenes son: suavizado (para disminuir el ruido), ajustes de intensidad (o calibración) y ajustes de ubicación (o corrección), como traslación, rotación, escalamiento, etc.

Entre las diferentes imágenes médicas, las mamografías son imágenes monocromas, con varios tonos de gris. En ellas se distinguen:

- elemento radio-lúcido (parte oscura o negra de la radiografía),
- elemento radio-opaco (parte clara).

La resolución del contraste da calidad a una imagen, pues es la capacidad para poder reproducir y distinguir tejidos blandos. La dispersión de los rayos disminuye la calidad de la imagen y aumenta la dosis recibida por paciente en forma innecesaria. Para evitarlos, existen diferentes aparatos como los restrictores del haz y las rejillas. De los primeros se cuentan con diafragmas de apertura, conos o cilindros y el colimador de apertura variable [11]. Éstos producen entornos periféricos y bordes negros de diferentes formas (circulares, cuadrados, etc.). También se observan además zonas externas a la región que se quiere estudiar, por ejemplo la mama. Tanto los bordes negros como las zonas “sin mama” no aportan información alguna de la región donde se busca detectar los cambios y quitan calidad a los métodos, por lo que deben ser desechados.

En este trabajo, se utilizaron técnicas de pre-procesado, como demarcado automático de la región de interés, suavizado y calibración y luego se aplicaron métodos de detección de cambios para el estudio de

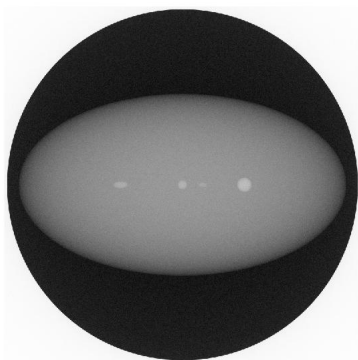


Figura 2: Primera imagen simulada

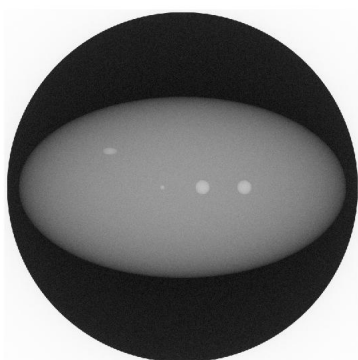


Figura 3: Segunda imagen simulada con igual intensidad (50 kV) para el caso 1

imágenes médicas. Se trabajó con métodos de umbralado implementados en la imagen diferencia. Las técnicas se aplicaron a mamografías obtenidas por simulación. Se evaluó y comparó el desempeño de los métodos de umbralado.

2. SIMULACIÓN

Para la implementación de la metodología se trabajó con imágenes médicas obtenidas por simulación. Esto facilita la evaluación del desempeño de las técnicas aplicadas ya que se conocen con anticipación los píxeles que han presentado cambios y así es posible cuantificar en qué medida cada algoritmo ha clasificado correctamente a los píxeles. Además, el uso de imágenes simuladas permite prescindir de algunas etapas de preprocesamiento que habitualmente son requeridas en el uso de imágenes reales, como la corrección, que sirve para que ambas imágenes puedan coincidir en espacio.

Las imágenes simuladas fueron mamografías en donde el modelo de mama es un elipsoide de densidad constante, de material tejido mamario (adiposo) con eje mayor de 9 cm. de longitud, uno de 5 cm. y otro de 3cm., presentando calcificaciones elipsoidales de oxalato de calcio con ejes que varían entre 0.12 y 0.4 cm. La radiación utili-

zada fue un haz de 40 o 50 kV, cuya fuente se encontraba a 100 cm. del sensor y a 98.5 cm. del centro de la mama. La colocación de un colimador circular le dio un ángulo de divergencia de 2.8 radianes. Estas imágenes fueron simuladas emulando procesos físicos reales que suceden en las prácticas médicas con los métodos “Raytracing” (trazado de rayos) y simulación Monte Carlo en el Laboratorio de Investigación e Instrumentación en Física Aplicada a la Medicina e Imágenes por Rayos X - LIIFAMIRx de FaMAF, con el que se trabaja en colaboración. Se generaron imágenes con 801×801 píxeles, con la misma geometría mamaria, ilustrada en la Fig. 1. Se consideraron cuatro situaciones diferentes (denominadas caso 1 a caso 4). En todas ellas se utilizó como imagen referencia (primera imagen) la presentada en la Fig. 2, con presencia de 4 calcificaciones y una intensidad de 50 kV. Para cada situación, la segunda imagen fue simulada incorporando modificaciones en algunas de las calcificaciones (desaparición, cambio de ubicación, etc.). Se trabajó inicialmente con imágenes simuladas con igual iluminación (50 kV) y luego, para los mismos casos, con distinta iluminación (40 kV). A modo ilustrativo, se presenta en las Fig. 3 y 4 la segunda imagen con igual y distinta iluminación, respectivamente, para el caso 1.

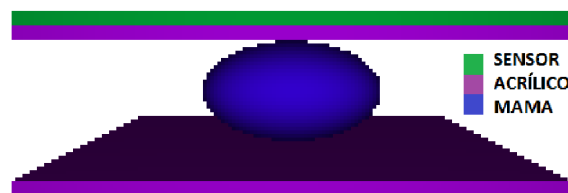


Figura 1: Geometría utilizada en la mamografía simulada

3. PRE-PROCESADO

Para eliminar las zonas externas a la región que se quiere analizar (bordes negros, zonas sin mama) se definieron protocolos de demarcación mediante técnicas de umbralado, detección de bordes y técnicas morfológicas como erosión, dilatación, cierre y apertura. Realizando lo mismo en ambas imágenes se identificó de esta manera la llamada “región de interés” en donde se cotejan las imágenes para detectar los cambios. En imágenes reales la falta de coincidencia espacial es prácticamente un hecho, por lo que se tendría la necesidad de realizar una corrección mediante técnicas de traslación, rotación y dilatación, previa al demarcado de dicha región. En este trabajo esa instancia no fue necesaria debido a que los datos simulados coincidían espacialmente. Sin embargo, en algunos casos las imágenes fueron simuladas con diferente iluminación, como es frecuente en la práctica. En esa situación, se requiere calibrar una de las dos imágenes (o ambas a la vez) para que coincida en iluminación con la otra y así puedan ser comparadas. Un algoritmo tradicional [10] se conoce como normalización de intensidad. Obtiene la intensidad normalizada $\tilde{I}_2(i, j)$ de la segunda

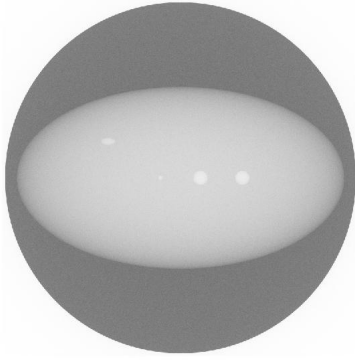


Figura 4: Segunda imagen simulada con distinta intensidad (40 kV) para el caso 1

imagen en el lugar (i, j) a partir de la correspondiente intensidad original $I_2(i, j)$ mediante:

$$\tilde{I}_2(i, j) = \frac{\hat{\sigma}_1}{\hat{\sigma}_2} (I_2(i, j) - \hat{\mu}_2) + \hat{\mu}_1$$

donde $\hat{\mu}_k$ y $\hat{\sigma}_k$ son, respectivamente, la media y desvío estándar muestrales de la imagen k , $k = 1, 2$. Utilizando la primera y la segunda imagen, se obtienen las imágenes calibradas con región de interés demarcada.

En algunas situaciones se obtuvo una mala clasificación, la cual se atribuyó a la presencia de ruido en las imágenes. Así, se aplicó un filtro con el objetivo de suavizar las imágenes, es decir, reducir la variación de intensidades entre píxeles vecinos. Precisamente, previo a la obtención de la imagen diferencia, se aplicó a cada imagen un filtro gaussiano [12], con un radio de 7 (ventana de tamaño 15×15) y $\sigma = 2$.

4. DETECCIÓN DE CAMBIOS

Los primeros métodos de detección de cambios, y los más usados, se basan en la llamada “diferencia simple”, obtenida restando ambas imágenes del mismo sitio píxel a píxel [10, 13, 14]. Se considera que un píxel ha cambiado de una imagen a la otra si el módulo de la diferencia entre las intensidades supera un cierto valor umbral, que es necesario determinar. Los píxeles que cambian pueden identificarse en el lado derecho del histograma de la imagen diferencia dado que se asocian con valores de gris más altos, mientras que los píxeles sin cambio pueden identificarse en el lado izquierdo pues se asocian a valores menores. Una ventaja de muchos métodos de umbralado es que, dado el histograma, los tiempos de cómputo son independientes del tamaño de la imagen, sólo dependen del número de niveles de gris [15].

En general, los métodos de umbralado permiten distinguir lo que es “objeto” de lo que es “fondo” en una imagen [16]. Cuando se aplican a la imagen diferencia, permiten distinguir “cambio” de “no cambio”. A continuación se describen brevemente los métodos utilizados en este trabajo. El más popular en el campo del procesamiento de imágenes es el método de Otsu [17]. Calcula el valor umbral de forma que la variabilidad dentro de

cada grupo (objeto o fondo) sea lo más pequeña posible, pero al mismo tiempo que la variabilidad entre grupos sea lo más alta posible, maximizando el cociente entre las varianzas entre y dentro de las clases. El método del triángulo [18] se aplica directamente sobre el histograma de la imagen, trazando una línea recta que conecta el valor más alto y el valor más bajo del histograma. El nivel de gris que define el valor del umbral es el que maximiza la distancia entre la línea marcada y los valores del histograma para niveles de gris entre aquellos en que el histograma alcanza su máximo y mínimo. Huang y Wang [16] seleccionan el umbral minimizando medidas de borrosidad (*fuzziness*). El método de mínima entropía cruzada [19] considera que el umbral buscado es aquel que minimiza el valor de la divergencia dirigida (entropía cruzada) de Kullback entre las distribuciones pertenecientes al objeto y al fondo.

5. EVALUACIÓN

Para evaluar la performance de los métodos de detección de cambios implementados, se cuenta con las modificaciones relevantes realizadas en la simulación, como pueden visualizarse para el caso 1 en la Fig. 5, donde los colores blanco y negro corresponden a píxeles con y sin cambio, respectivamente. De manera similar puede obtenerse la clasificación correspondiente a cada algoritmo.

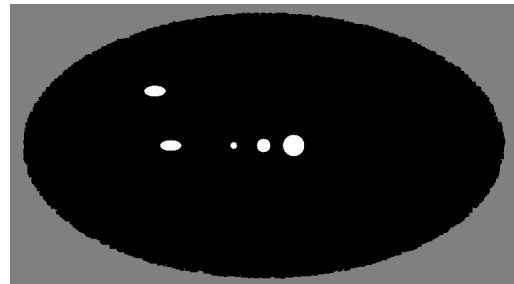


Figura 5: Cambios reales en las imágenes simuladas para el caso 1

En la evaluación se utilizan medidas que involucran los números de píxeles correcta e incorrectamente detectados [20]. Estos son:

- Verdaderos positivos (VP): número de píxeles con cambio que fueron detectados por el algoritmo como tales.
- Falsos positivos (FP): número de píxeles sin cambio que fueron detectados por el algoritmo como con cambio.
- Verdaderos negativos (VN): número de píxeles sin cambio que fueron detectados por el algoritmo como tales.
- Falsos negativos (FN): número de píxeles con cambio que fueron detectados por el algoritmo como sin cambio.

A partir de estas cuatro cantidades se forma la llamada matriz de confusión (Tabla 1) y pueden construirse las siguientes medidas:

- Proporción de clasificación correcta (PCC):
- $$\frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$$

Tabla 2: Resultados para imágenes con igual iluminación (50 kV).

	Método			
	Otsu	Triángulo	Huang y Wang	Li y Lee
Caso 1	0.886	0.984	0.989	0.996
	1.000	0.995	0.981	0.679
	0.998	0.616	0.318	0.027
	0.999	1.000	1.000	1.000
Caso 2	0.886	0.995	0.010	1.000
	1.000	0.997	1.000	0.581
	1.000	0.340	1.000	0.004
	1.000	1.000	0.998	1.000
Caso 3	0.948	0.999	1.000	0.991
	1.000	0.996	0.400	1.000
	0.999	0.628	0.010	0.981
	1.000	1.000	1.000	1.000
Caso 4	0.756	0.965	0.000	0.996
	1.000	0.997	1.000	0.593
	0.989	0.249	-	0.003
	1.000	1.000	1.000	1.000
Las filas 1 a 4 corresponden a sensibilidad, especificidad, valor predictivo positivo y negativo, respectivamente.				

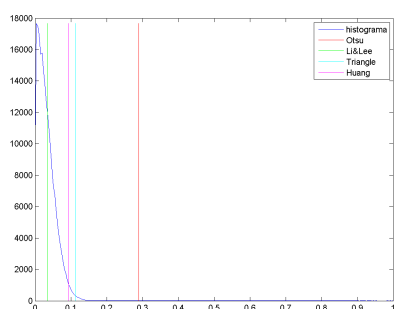


Figura 6: Histograma de la imagen diferencia y umbrales para el caso 1 con igual iluminación

- Sensibilidad: $\frac{VP}{VP + FN}$
- Especificidad: $\frac{VN}{FP + VN}$
- Valor predictivo positivo: $\frac{VP}{VP + FP}$
- Valor predictivo negativo: $\frac{VN}{VN + FN}$

Cada una de estas medidas presenta ventajas y desventajas, por lo que para tener una visión más global del desempeño de un algoritmo se deben usar de manera complementaria. La proporción de clasificación correcta tiende a sobreestimar el desempeño de un método cuando el número de píxeles con cambio es pequeño en relación al tamaño de toda la imagen, lo cual ocurre frecuentemente (en las simulaciones, representan menos del 1% de los píxeles de la imagen). La sensibilidad se refiere a la proporción de píxeles con cambio que fueron detectados por el algoritmo como tales, mientras que la especificidad

es la proporción de píxeles sin cambio detectados como tales. Los valores predictivos positivo y negativo corresponden, respectivamente, a la proporción de píxeles con y sin cambio entre los detectados como tales por el algoritmo. Estas medidas están inversamente relacionadas con los llamados errores de comisión.

Tabla 1: Matriz de confusión.

Realidad	Clasificación por el algoritmo	
	Con cambio	Sin cambio
Con cambio	VP	FN
Sin cambio	FP	VN

6. RESULTADOS

Inicialmente se trabajó con las imágenes con igual iluminación, por lo que no fue necesaria la etapa de calibración. En la Tabla 2 se presentan las medidas para cuantificar el desempeño de los distintos métodos en la detección de cambios aplicados directamente a la imagen diferencia (restringida a la región de interés) para los casos 1 a 4. A modo de ejemplo, se muestra en la Fig. 6 el histograma de la imagen diferencia al comparar las imágenes para el caso 1 (Fig. 2 y Fig. 3) y los umbrales obtenidos por los cuatro métodos.

Los resultados fueron satisfactorios para el método de Otsu y en menor medida para el método del Triángulo. El algoritmo de Huang y Wang prácticamente no detectó cambios en los casos 2 y 4, lo cual se refleja en un muy bajo valor de sensibilidad. En los casos 1 y 3 clasificó a muchos píxeles como con cambio, con bajo valor predictivo positivo. La clasificación de Li and Lee fue, a excepción del caso 3, muy pobre, detectando muchos píxeles con cambio. Así, mostró sensibilidad alta (ya que los cambios reales fueron detectados) pero un valor predictivo positivo muy bajo. A modo ilustrativo, en la Fig. 7, se muestra la clasificación obtenida por este método para el caso 1.

Las dificultades encontradas en la detección de los cambios se atribuyeron a la presencia de ruido, por lo que se intentó reducirlo suavizando previamente las imágenes con un filtro gaussiano. Los resultados se presentan en la Tabla 3, que muestra un notable mejor desempeño de los algoritmos. Esto se evidencia por ejemplo en la Fig. 8, con una importante mejora en la clasificación por el método de Li y Lee en el caso 1, en comparación con la Fig. 7. La clasificación de Huang y Wang y Triángulo fue adecuada, detectando correctamente los cambios aunque agrandando en cierta medida el tamaño de las regiones con cambios. Esto también ocurre para el método de Li y Lee, pero en menor medida (resultando en valores predictivo positivo mayores). El algoritmo de Otsu tuvo una excelente performance.

Las imágenes con distinta iluminación fueron calibradas utilizando la normalización de intensidad clásica, pero no se logró una buena clasificación por presencia de

Tabla 3: Resultados para imágenes con igual iluminación (50 kV) y filtro gaussiano.

	Método			
	Otsu	Triángulo	Huang y Wang	Li y Lee
Caso 1	0.885	1.000	1.000	1.000
	1.000	0.993	0.995	0.998
	0.999	0.575	0.657	0.810
	0.999	1.000	1.000	1.000
Caso 2	0.918	1.000	1.000	1.000
	1.000	0.996	0.998	0.999
	1.000	0.325	0.477	0.699
	1.000	1.000	1.000	1.000
Caso 3	0.935	1.000	1.000	1.000
	1.000	0.995	0.995	0.999
	1.000	0.544	0.548	0.849
	1.000	1.000	1.000	1.000
Caso 4	0.896	1.000	1.000	1.000
	1.000	0.998	0.998	0.999
	0.896	0.316	0.404	0.572
	1.000	1.000	1.000	1.000
Las filas 1 a 4 corresponden a sensibilidad, especificidad, valor predictivo positivo y negativo, respectivamente.				

Tabla 4: Resultados para imágenes con distinta iluminación (40 y 50 kV) y filtro gaussiano.

	Método			
	Otsu	Triángulo	Huang y Wang	Li y Lee
Caso 1	0.910	1.000	1.000	1.000
	1.000	0.987	0.980	0.996
	0.999	0.415	0.306	0.707
	0.999	1.000	1.000	1.000
Caso 2	0.908	1.000	1.000	1.000
	1.000	0.982	0.989	0.618
	1.000	0.090	0.137	0.004
	1.000	1.000	1.000	1.000
Caso 3	0.869	1.000	1.000	1.000
	1.000	0.991	0.986	0.997
	0.999	0.395	0.296	0.692
	0.999	1.000	1.000	1.000
Caso 4	1.000	1.000	1.000	1.000
	0.758	0.975	0.986	0.578
	0.004	0.039	0.070	0.002
	1.000	1.000	1.000	1.000
Las filas 1 a 4 corresponden a sensibilidad, especificidad, valor predictivo positivo y negativo, respectivamente.				

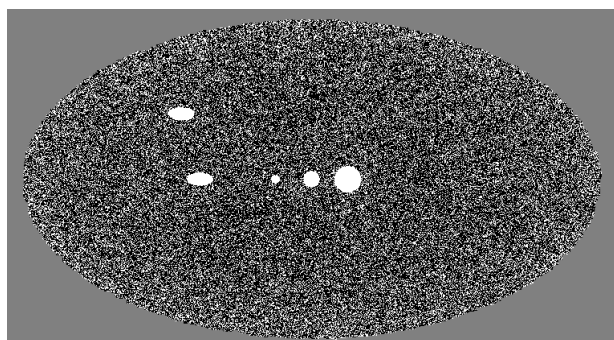


Figura 7: Clasificación obtenida por el método de Li y Lee para el caso 1 con igual iluminación

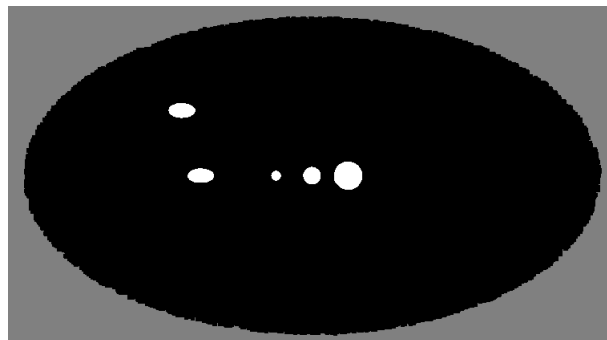


Figura 8: Clasificación obtenida por el método de Li y Lee aplicando filtro gaussiano para el caso 1 con igual iluminación

ruido (resultados no mostrados). Por ello, se aplicó un filtro gaussiano previo a la calibración y cálculo de la diferencia entre las imágenes, obteniendo los resultados que se presentan en la Tabla 4.

El método de Otsu tuvo un buen desempeño en los tres primeros casos; en el caso 4, obtuvo una alta cantidad de falsos positivos (obteniendo un valor predictivo positivo próximo a 0 y un valor moderado de especificidad). Los métodos de Huang y Wang y del Triángulo detectaron los cambios, aunque agrandándolos levemente y considerando también como con cambio a los píxeles correspondientes a alguna calcificación que no se modificó. Esto se reflejó en valores predictivo positivo bajos. Algo similar ocurrió para los casos 1 y 3 según Li y Lee, mientras que en los casos 2 y 4 la clasificación no fue buena (similar a la de Otsu para el caso 4).

En todas las situaciones estudiadas el valor predictivo negativo es muy alto debido a la baja proporción de píxeles que realmente cambiaron.

7. CONCLUSIONES

En este trabajo se logró definir un marco de trabajo para la detección de cambios en mamografías, implementando este protocolo en imágenes simuladas. Esto es fácilmente extensible a otros tipos de imágenes radiológicas, como lo son las tomografías computadas. Se consideraron las etapas de pre-procesado para obtener dos imágenes comparables y la delimitación de la “región de interés”. Se calculó la “imagen diferencia”, a la que se le aplicaron técnicas de umbralado, logrando de esta forma clasificar la región de interés en píxeles con y sin cambio, que luego es comparada con la clasificación verdadera utilizando las medidas derivadas de la matriz de confusión. Esto permitió evaluar y comparar el desempeño de las diferentes técnicas.

Para imágenes simuladas con igual intensidad, el método de Otsu y el del Triángulo mostraron un buen comportamiento. Sin embargo, pudo verse que la aplicación previa de un filtro para suavizar las imágenes mejora el desempeño de todos los algoritmos, siendo el de Otsu el que logró la mejor clasificación. Cuando la iluminación era diferente, el método de Otsu superó en tres casos a los demás métodos pero obtuvo en el cuarto una mala clasificación. Los métodos de Huang y Wang y del Triángulo se comportaron satisfactoriamente, aunque agregando algunos cambios y aumentando el tamaño de los verdaderos cambios. Li y Lee fue el algoritmo con más baja performance.

Este trabajo pretende contribuir a generar una herramienta automática de apoyo al médico en la definición de diagnósticos, evaluación de evolución de un paciente y toma de decisiones. Se realizó una primera aproximación al problema de la detección de cambios en imágenes médicas, mediante el uso de imágenes simuladas. En imágenes médicas reales es aún más complejo, dado que hay cambios biológicos no patológicos que deben considerarse como irrelevantes. En futuros estudios se trabajará con imágenes reales y se abordará esta situación. Otra línea de trabajo prevista es la evaluación de otros métodos de detección de cambios, no necesariamente de umbralado.

REFERENCIAS

- [1] Maintz J.B., Viergever M.A. "A survey of medical image registration". *Medical Image Analysis*, 2 (1), 1–36, 1998.
- [2] Singh A. "Digital change detection techniques using remotely-sensed data". *International Journal of Remote Sensing*, 10 (6), 989–1003, 1989.
- [3] A. Gelroth, D. Rodríguez, A. Salvatelli, B. Drozdowicz, G. Bizai. "Análisis e Implementación de Metodologías de Monitoreo de Cambios en Imágenes de Fondo de Ojo," *SABI*, Mar del Plata, 2011.
- [4] Baselice F., Ferraioli G., Pascazio V. "Markovian change detection of urban areas using very high resolution complex SAR images". *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11 (5), 995-999, 2014.
- [5] Carincotte C., Derrode S., Bourennane S. "Unsupervised change detection on SAR images using fuzzy hidden Markov chains". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44 (2), 432-441, 2006.
- [6] Bruzzone L., Prieto D.F. "An adaptive semiparametric and context-based approach to unsupervised change detection in multitemporal remote-sensing images". *IEEE Transactions on Image Processing*, 11 (4), 452-466, 2002.
- [7] Moser G., Serpico S., Vernazza G. "Unsupervised change detection from multichannel SAR Images". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters*, 4 (2), 278-282, 2007.
- [8] Bazi Y., Bruzzone L., Melgani F. "An unsupervised approach based on the generalized gaussian model to automatic change detection in multitemporal SAR images". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43 (4), 874-887, 2006.
- [9] Hussain M., Chen D., Cheng A., Wei H., Stanley D. "Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches". *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 80, 91–106, 2013.
- [10] Radke R., Andra S., Al-Kofahi O., Roysam B. "Image change detection algorithms: A systematic survey". *IEEE Transactions on Image Processing*, 14 (3), 294-307, 2005.
- [11] S. C. Bushong, *Manual De Radiología Para Técnicos - Física, Biología y Protección Radiológica* España: Elsevier - 10^ª Edición, 2013.
- [12] G. Pajares Martinsanz y J. M. de la Cruz García. "Visión por computador: Imágenes digitales y aplicaciones. 2da Edición." *Editorial Afaomega Grupo Editor*, México, páginas 82-84, Junio 2008.
- [13] Bruzzone L., Prieto D.F. "Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38 (3), 1171-1182, 2000.
- [14] Lu D., Mausel P., Brondizio E., Moran E. "Change detection techniques". *International Journal of Remote Sensing*, 25 (12), 2365-2407, 2004.
- [15] Patra S., Ghosh S., Ghosh A. "Histogram thresholding for unsupervised change detection of remote sensing images". *International Journal of Remote Sensing*, 32 (21), 6071-6089, 2011.
- [16] Huang L., Wang M. "Image thresholding by minimizing the measures of fuzziness". *Pattern Recognition*, 28, 41–51, 1995.
- [17] Otsu N. "A threshold selection method from gray-level histograms". *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 9 (1), 62-66, 1979.
- [18] Zack G.W., Rogers W.E., Latt S.A. "Automatic measurement of sister chromatid exchange frequency". *Journal of Histochemistry and Cytochemistry*, 25 (7), 741–753, 1977.
- [19] Li C.H., Lee C.K. "Minimum cross entropy thresholding". *Pattern Recognition*, 26 (4), 617-625, 1993.
- [20] Rosin P., Ioannidis E. "Evaluation of global image thresholding for change detection". *Pattern Recognition Letters*, 24 (14), 2345–2356, 2003.