

Flexibilización de métodos de segmentación basados en binarización por entropía

Manuel G. Forero *, Linda M. Guio †

* Semillero de investigación Lún, Grupo D+TEC, Facultad de Ingeniería, Universidad de Ibagué, Colombia
manuel.forero@unibague.edu.co, linguio6@hotmail.com

Palabras claves: Procesamiento de imágenes, binarización, umbralización, segmentación, optimización.

Resumen

La umbralización es una de las técnicas de segmentación más populares en procesamiento de imágenes. Bastantes técnicas se han desarrollado ampliando y modificando. En este artículo se describe un nuevo criterio de optimización basado en los métodos de entropía (Kapur) [1] y umbralización estadística (Li) [2]. Se presenta primero brevemente el método Kapur, se discuten las limitaciones encontradas para la segmentación de imágenes y se presenta el nuevo criterio de optimización. Los resultados permiten entender como el criterio responde a diferentes tipos de histogramas sintéticos con características específicas y algunas imágenes de referencia empleadas para el análisis.

Keywords: Image processing, binarization, thresholding, segmentation, optimization.

Abstract

Thresholding is one of the most popular segmentation techniques in image processing. Many techniques have been developed, extended and modified. In this paper, a new optimization criterion is introduced based on the entropy method Kapur [1] and statistical thresholding (Li) [2]. The Kapur method is briefly reviewed, its limitations for image segmentation are discussed and the new optimization criterion is introduced. The results allow to understand how the criterion respond to synthetic histograms with specific characteristics and reference images were used for the analysis.

1 Introducción

El procesamiento digital de imágenes comprende un grupo de técnicas cuya finalidad es mejorar la calidad de la imagen digital o permitir extraer tanta información como sea posible. Uno de los pasos más importantes lo constituye la segmentación que se ocupa de subdividir una imagen en sus partes constituyentes u objetos, con el fin de separar las partes de interés del resto de la imagen de acuerdo al tipo del problema a resolver. Existen varias técnicas de segmentación,

siendo las más comunes mediante separación por bordes y por regiones [1]. Una de las técnicas de segmentación por regiones más usadas debido a su importancia y a su aplicación en los diferentes campos de la ciencia, es la umbralización, que consiste en separar los píxeles de acuerdo a su nivel de gris, buscando obtener un valor de umbral que permite binarizar a la imagen separando adecuadamente el fondo del objeto. La umbralización es importantes en el proceso inicial del tratamiento de imágenes y en la mayoría de casos la eficacia de los resultados depende ella. Existen numerosas técnicas de umbralización, desarrolladas, ampliadas y modificadas por diversos autores, entre éstas técnicas pueden mencionarse los métodos de Otsu [3] considerado como uno de los métodos con mejor respuesta frente a la mayoría en situaciones del mundo real (imágenes ruidosas, con histogramas planos, mal iluminadas...), y Kapur et al [1]. Siendo popular dada a su efectividad y con mejor comportamiento en imágenes, la mayoría de los métodos de umbralización más utilizados se describen en Sezgin [4]. Igualmente debido a la importancia de las técnicas de umbralización, siguen desarrollándose métodos nuevos, muchos de estos orientados, a sus múltiples aplicaciones en los campos de la robótica [5], las imágenes médicas [6] y la teledetección con análisis de fotografías aéreas o por satélite [7]. Durante años se ha buscado mejorar los métodos de umbralización ya propuestos, como es el caso de Zuoyong Li et al [2], Yu Qiao et al [8], Z. Hou et al [9]. Los cuales han realizado modificaciones y mejoras del método de Otsu. Sin embargo, no se encontró en la literatura estudios desarrollados para mejorar el método de entropía desarrollado por Kapur et al [1]. El método de entropía no permite encontrar el umbral óptimo en algunos casos en los cuales este método en general es más adecuado, como es el caso particular donde una imagen tiene más de dos objetos y el objeto de interés está representado con pequeñas variaciones en el histograma. En este artículo se presenta modificación al método de entropía, basado en las condiciones estadísticas planteadas por Li et al. [2] para la mejora del método de Otsu, que permite mejorar los resultados, los cuales son comparados con el método original por Kapur.

2 Metodología

Para llevar a cabo el estudio se implementó la nueva técnica en lenguaje java como plugin del programa de libre acceso imageJ [10]. Se generaron 3 histogramas sintéticos, para ser

utilizados y probar bajo condiciones reguladas la técnica y evaluar el resultado de la técnicas en casos específicos, los dos primeros histogramas incluyen impulsos que simulan variaciones bruscas en el número de píxeles de un determinado nivel de gris con las que se pretende ver la respuesta de la técnica ante casos extremos Fig.1 (a) y (b). También se incluyó un histograma completamente uniforme con el fin de conocer la respuesta de la técnica y saber si

existía un sesgo, Fig. 1 (c). Igualmente se emplearon 6 imágenes de referencia, 5 de ellas son tomadas de Image Databases [11] y una que es un stack conformada por 79 imágenes Fig. 2 (c) de [12], dado que contiene dos tipos de objetos de interés, uno ubicado dentro del otro y que sirvió para constatar las respuestas de cada técnica en particular ante este tipo de casos.

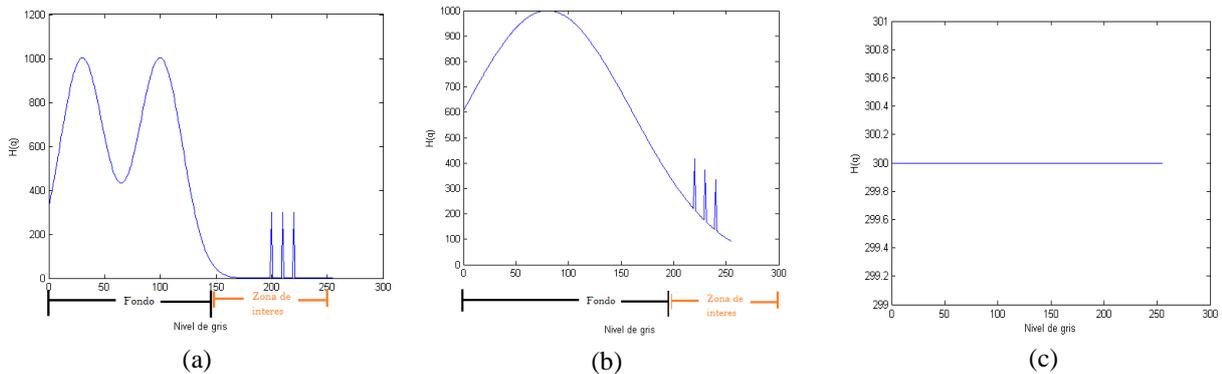


Figura 1. Histogramas sintéticos: (a) No 1. Bimodal con picos de igual amplitud y ruido en forma de impulsos en los niveles altos de gris (b) No 2. Unimodal con ruido en forma de impulsos en los niveles altos de gris (c) No 3. Uniforme. Los objetos de interés en las figuras a y b corresponden a los cambios bruscos en la parte alta de los niveles de gris de estos histogramas.

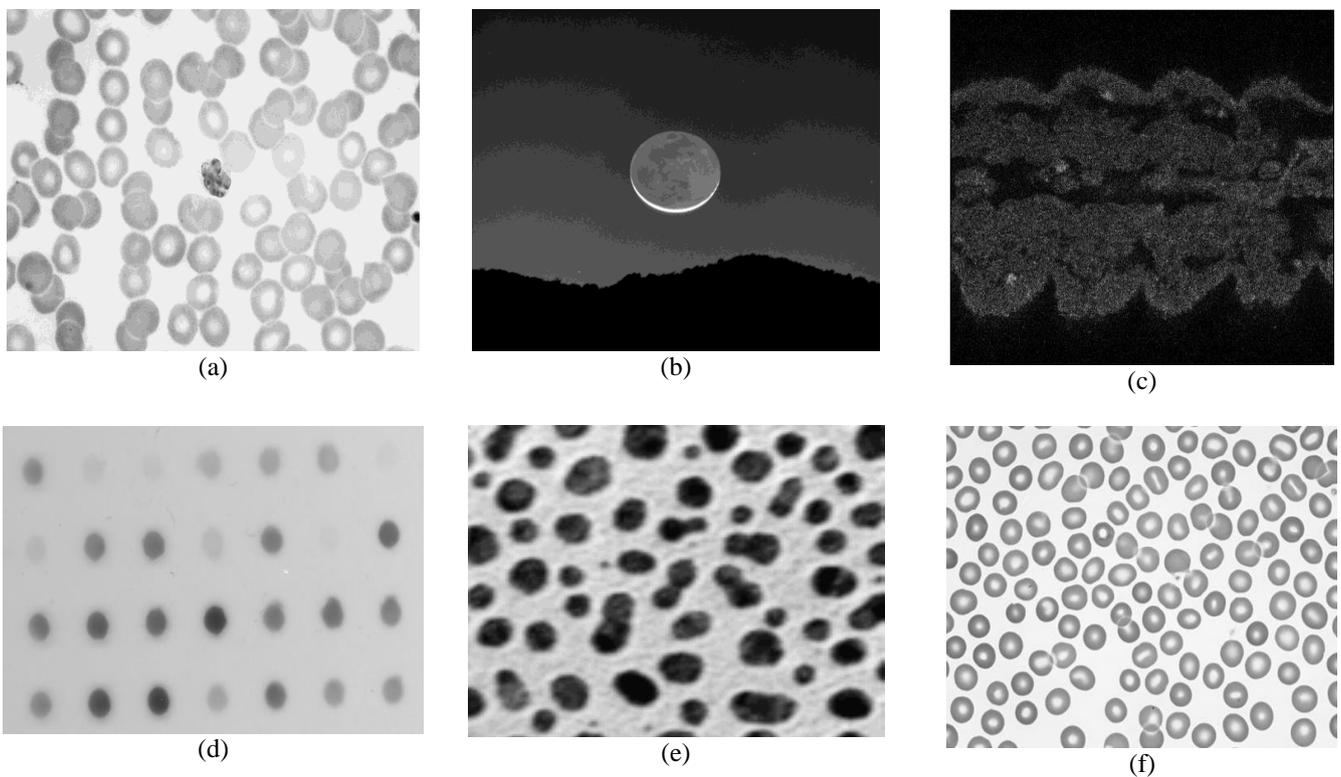


Figura 2. Imágenes: (a) Malaria (b) Luna (c) Larva de *Drosophila* (d) Muestras de sangre (e) Gotas (f) Células.

Método de entropía (Kapur et al.)

El método de umbralización de Kapur et al. se basa en la entropía, la cual considera el primer plano de la imagen y el fondo como dos fuentes de señales diferentes, de modo que cuando la suma de las dos entropías alcanza su máximo, se dice que encuentra el umbral de binarización óptimo [1].

La probabilidad para cada nivel de gris de la imagen está dada por:

$$p(g) = \frac{ng}{N} \rightarrow g = 0,1,\dots,L-1 \quad (1)$$

donde:

ng es el número de veces en que se repite el nivel de gris g en la imagen, N es la cantidad total de píxeles en la imagen y L el máximo nivel de gris en la imagen.

La probabilidad acumulada en función de un umbral T está dado por:

$$p(t) = \sum_{g=0}^t P(g) \quad (2)$$

y las entropías del fondo y del objeto por:

$$H_0(t) = - \sum_{g=0}^t \frac{P(g)}{P(t)} \cdot \log\left(\frac{P(g)}{P(t)}\right) \quad (3)$$

$$H_1(t) = - \sum_{g=t+1}^{L-1} \frac{P(g)}{P(t)} \cdot \log\left(\frac{P(g)}{P(t)}\right) \quad (4)$$

Así, la entropía total está dada por la suma de las entropías, representada matemáticamente por la ecuación 5:

$$H(t) = \left(- \sum_{g=0}^t \frac{P(g)}{P(t)} \cdot \log\left(\frac{P(g)}{P(t)}\right) \right) + \left(- \sum_{g=t+1}^{L-1} \frac{P(g)}{P(t)} \cdot \log\left(\frac{P(g)}{P(t)}\right) \right) \quad (5)$$

Siendo el umbral óptimo:

$$T = \text{Max}\{H(t)\} \quad (6)$$

Problemas del método original

El método de Kapur tiende a separar objetos caracterizados en el histograma por cambios bruscos, incluso aunque su amplitud sea pequeña dado que este método encuentra que el máximo de entropía es el punto donde el histograma se hace más irregular, es decir donde se obtiene un equilibrio en la entropía entre el fondo y el objeto. Pero en muchos casos no es tan eficaz, debido a que el objeto de interés no introduce variaciones demasiado bruscas, lo cual hace que la entropía no sea máxima en el nivel de gris óptimo, por lo cual la umbralización resulta errónea, o se encuentra un umbral que separa otros objetos que no son del interés del usuario. Así, en los ejemplos de la Fig 1, el umbral óptimo debe estar ubicado justo en la región de los picos ubicados en la parte alta de los niveles de gris del histograma, es decir en la zona donde se presentan valores atípicos. Esta situación se presenta en

imágenes de microscopía y astronomía, cuando los objetos son de tamaño muy pequeño tal como se ilustra en la Fig. 2 (c), donde aparece una larva de *Drosophila*, y donde el objeto de interés no es el embrión en sí mismo sino las células apoptóticas. El método de Kapur también produce umbralizaciones erróneas cuando se presentan variaciones demasiado bruscas en otras regiones del histograma, las cuales también pueden deberse a ruido. En este caso, el uso de una ventana móvil para suavizar el histograma resulta inadecuada pues también atenúa las variaciones debidas al objeto de interés. Por lo tanto, se requiere de un nuevo criterio que permita ajustar el umbral y detectar los objetos de interés a partir del histograma.

Nuevo criterio

La primera idea que surge para ajustar el histograma es ponderar la influencia de la entropía de cada clase en la fórmula original. Sin embargo, esta opción no resultó óptima, pues no permite encontrar un valor de ponderación que optimice los resultados para todas las imágenes. Li et al. [2] plantearon un criterio de optimización basado en criterios estadísticos que permite mejorar el método de Otsu cuando una clase predomina sobre la otra. Basados en el mismo criterio se plantea aquí un nuevo criterio de optimización dado por:

$$J(\alpha, t) = \alpha(H_0(t) + H_1(t)) + (1 - \alpha)H_D(t) \quad (7)$$

Donde H_D está dado por:

$$H_D = H_0(t) * H_1(t) \quad (8)$$

y corresponde a una medida de divergencia entre las entropías de las dos clases. El peso α se encuentra en el rango (0-1.3). Valores superiores de α hacen la función de optimización decreciente y por tanto no pueden ser utilizados como se muestra en la Fig 3.

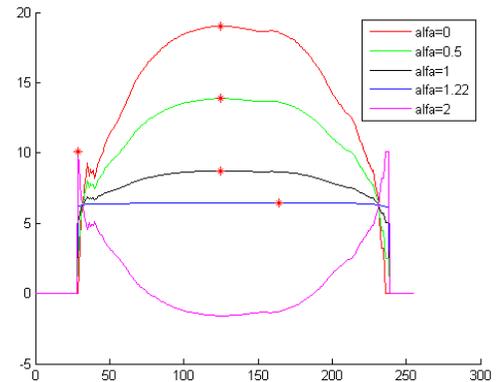


Figura 3. Funciones de optimización del método propuesto variando el α .

El umbral óptimo está dado por:

$$T = \text{Max}\{J(\alpha, t)\} \quad (9)$$

3 Resultados

En la figura 4 se muestran los histogramas sintéticos, con los respectivos umbrales obtenidos con el método de Kapur y con

el método propuesto y en la figura 4 las imágenes resultantes de la umbralización con ambos métodos.

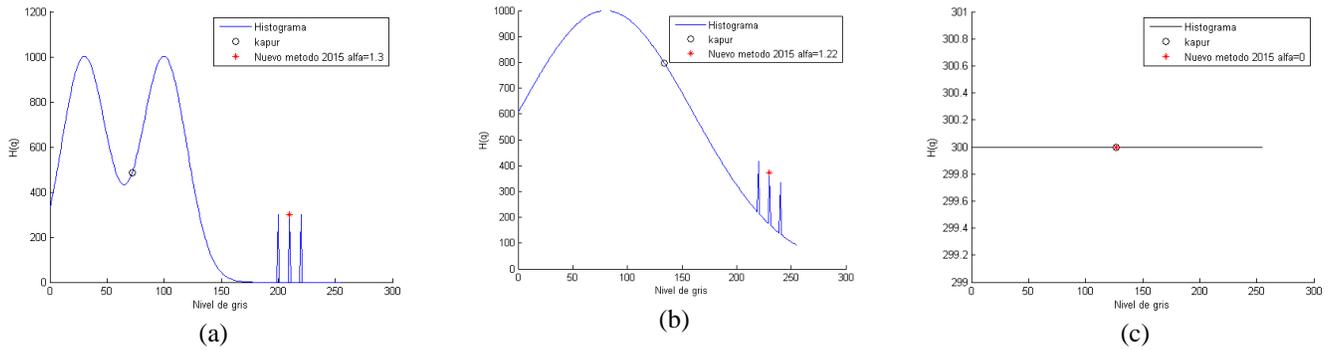


Figura 4. Histogramas sintéticos con los umbrales obtenidos por Kapur y el nuevo criterio: (a) No 1. Bimodal con $\alpha=1.3$ (b) No 2. Unimodal $\alpha = 1.22$ (c) No 3. Uniforme con $\alpha=0$.

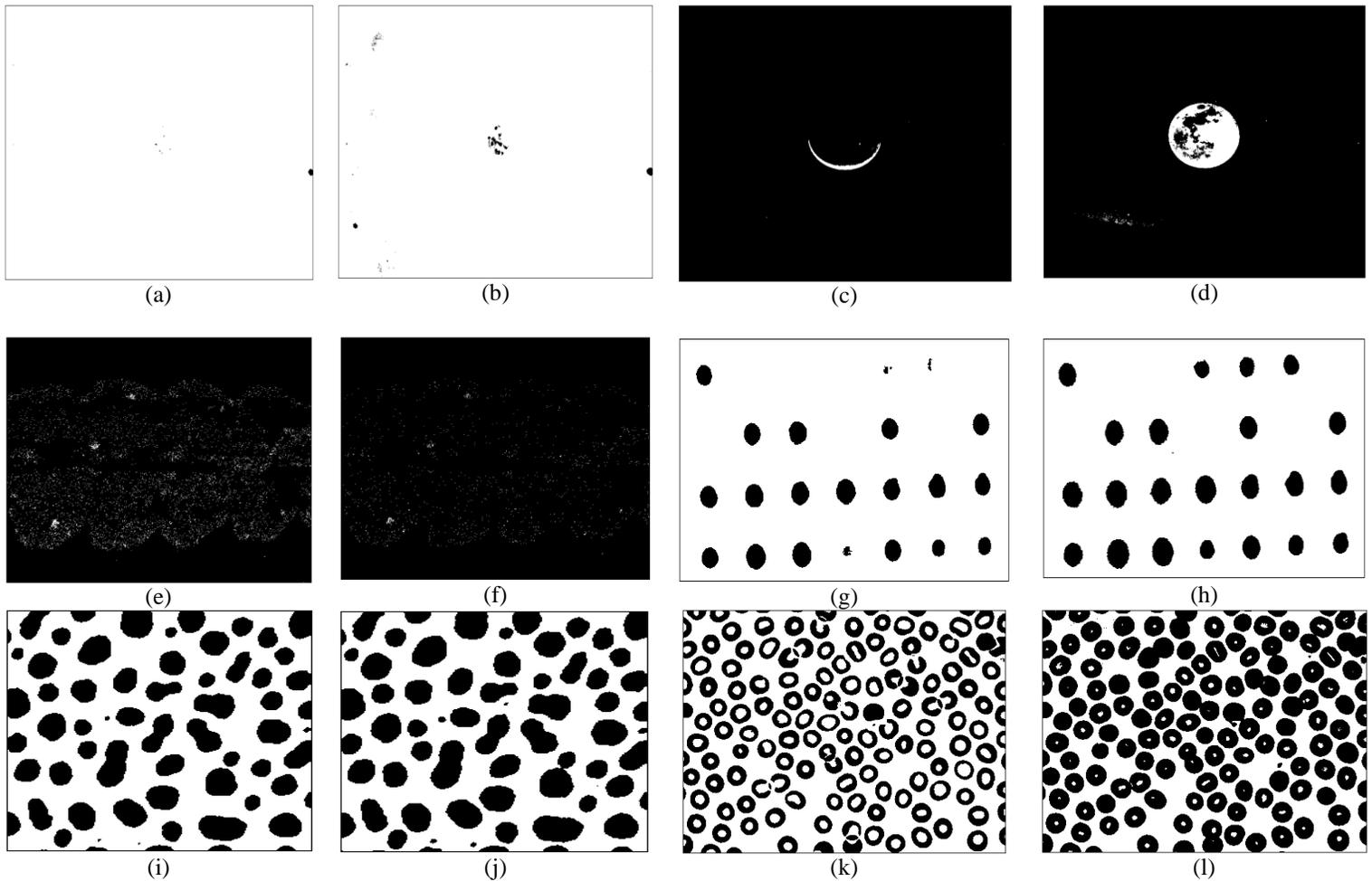


Figura 5. Imágenes umbralizadas: (a) Malaria método Kapur (b) Malaria método propuesto con $\alpha=1.22$ (c) Luna método Kapur (d) Luna método propuesto con $\alpha=1.22$ (e) Larva de *Drosophila* método Kapur (f) Larva de *Drosophila* método propuesto con $\alpha = 1.22$ (g) Muestra de sangre método Kapur (h) Muestra de sangre método propuesto con $\alpha=1.22$ (i) Gotas método Kapur (j) Gotas método propuesto con $\alpha=1.22$ (k) Células método Kapur (l) Células método con propuesto $\alpha=0$.

4 Discusión

Como puede observarse en la figura 4 se muestran los histogramas sintéticos con los resultados obtenidos con el método original (método de Kapur) y el método propuesto. Partiendo de que la zona de interés son los impulsos en la parte alta de los niveles de gris de los histogramas No 1 y 2, podemos decir que el método propuesto escoge el umbral más óptimo, debido a que detecta los cambios bruscos en el histograma, mientras que el método original de Kapur escoge el umbral en medio de los dos modos Fig. 4 (a) (histograma No 1) o cerca del pico del modo Fig. 4 (b) (histograma No 2), los cuales para este caso no corresponden a la zona de interés y por lo tanto no serían los umbrales óptimos. El caso del histograma uniforme Fig. 4 (c) permite observar que los métodos entregan como umbral el valor central $t=127$, es decir tanto como el método original como el propuesto no presentan una respuesta sesgada. Para estimar el peso con el fin de ajustar el umbral debe establecerse cuales son las regiones de interés a segmentar. Sin embargo, se encontró empíricamente que un valor de $\alpha=1.22$ resulta apropiado para segmentar todas las imágenes de la Fig. 5.

Esta figura presenta las imágenes umbralizadas por los dos métodos, donde se observa claramente la mejora en la selección de umbral del método propuesto con respecto del original, es decir la Fig. 5 (b) muestra como el método propuesto umbraliza perfectamente las células infectadas con malaria mientras que el método original de entropía no escoge un umbral óptimo es decir no detecta muy bien las células infectadas. Igualmente en la Fig. 5 (e) donde aparece una larva de *Drosophila*, y donde el objeto de interés no es el embrión en sí mismo (que es segmentado por el método de entropía), sino las células apoptóticas, correctamente detectadas por el método propuesto Fig. 5 (f).

En la Fig. 5. (h) se muestra como el método propuesto hace una buena umbralización de las muestras de sangre detectando más muestras de sangre que el método original Fig. 5. (g) y lo mismo sucede en el caso de las gotas Fig. 5 (i) y (j). En imágenes más comunes como la de la luna presenta una mejor respuesta el método propuesto en cuanto al método original debido a que detecta el objeto de interés que en este caso es la luna ofreciendo una forma bien definida de la luna mientras que el método de entropía solo detecta una parte de ella. En la Fig. 5(l) hace una umbralización muy similar o en algunos casos con mejor detección.

5 Conclusiones

En este trabajo se presentó un nuevo criterio de umbralización basado en el método de entropía de Kapur et al. que mantiene las ventajas del método original, y además permite corregir los errores producidos por el método original cuando la entropía producida por las clases de interés no son muy altas, entregando un umbral erróneo. En este nuevo criterio basado en un método estadístico se ponderan las entropías, permitiendo mejorar los resultados, obteniendo umbrales en más consistentes aun cuando la entropía es baja. Este criterio

puede ser utilizado igualmente en otras técnicas de umbralización por entropía con el mismo fin. Este nuevo método resulta de utilidad en la segmentación por umbralización en imágenes de microscopía y astronomía donde los objetos de interés son de un tamaño muy pequeño, pero están caracterizados en el histograma por cambios bruscos de baja amplitud en un área determinada del histograma.

REFERENCIAS

- [1] J. N. Kapur, P. K. Sahoo, A. K. C. Wong, "A New Method for Gray-Level picture Thresholding using the Entropy of the Histogram," *Graph. Models Image Process*, vol. 29, pp. 273-285, October 1984
- [2] Z. Li, C. Liu, G. Liu, Y. Cheng, X. Yang, C. Zhao "A novel statistical image thresholding method,". *ScienceDirect*, vol. 64, pp. 1137-1147, October 2010
- [3] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern*, vol. 9, pp. 62-66, August 1978.
- [4] M. Sezguin, B. Sankur, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 13, pp. 146-165, January 2004.
- [5] M. Mata, J. M. Armingol, J. Fernandez, A. De La Escalera, "Object learning and detection using evolutionary deformable models for mobile robot navigation," *Robotica*, vol. 26, pp. 99-107, January 2008.
- [6] A. Mishra, A. Wong, W. Zhang, D. A. Clausi, P. Fieguth, "Improved interactive medical image segmentation using enhanced intelligent scissors," *Proceedings of the IEEE Conference on Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 3083-3086, August 2008.
- [7] Y. Yang, X. Gao, "Remote sensing image registration via active contour model," *AEU - International Journal of Electronics and Communications*, vol. 63, pp. 227-234, April 2009.
- [8] Y. Qiao, Q. Hu, G. Qian, S. Luo, W.L. Nowinskia, "Thresholding based on variance and intensity contrast," *Pattern Recognition Society*, vol. 40, pp. 596 - 608, August 2007.
- [9] Hou Z, Hu Q, Nowinski WL. On minimum variance thresholding. *Pattern Recognition Lett* 2006; 27:1732-43.
- [10] C.A Schneider, W.S Rasband and Kevin W Eliceiri, "NIH Image to ImageJ: 25 years of image analysis," *Nature methods*, vol. xx, pp. 671-675, June 2012.
- [11] Image Databases [Online]. Available: (<http://www.imageprocessingplace.com/>), Agosto 2014, 1 p, Enero 2015.
- [12] M.G. Forero, J.A. Pennack, A.R. Learte, A. Hidalgo, "DeadEasy Caspase: Automatic Counting of Apoptotic Cells in *Drosophila*," *PLoS ONE*, vol. 4-5, pp. e5441, Mayo 2009.