

Segmentación del disco óptico mediante level-sets con información de color

A. Sáez¹, I. Fondón¹, C. Serrano¹, S. Jiménez², P. Alemany³, B. Acha¹

¹ Dpto. Teoría de la Señal y Comunicaciones, Universidad de Sevilla, Sevilla, España, aurora.saez@gmail.com, {irenef,cserrano,bacha}@us.es

² Servicio de Oftalmología, Hospital Puerta del Mar, Cádiz, España, soledadjimenez@ono.com

³ Facultad de Medicina, Universidad de Cádiz, Cádiz, España

Resumen

*La segmentación del Disco Óptico (DO) es un paso esencial para la extracción automática de estructuras anatómicas y lesiones retinianas. La mayoría de los algoritmos de segmentación de la literatura procesan exclusivamente un solo plano de la retinografía, descartando la información de color. En este artículo se presenta un nuevo algoritmo de segmentación del DO. En primer lugar se realiza un preprocesamiento para eliminar los vasos sanguíneos. A continuación se aplica un algoritmo de level-sets basado en bordes. La mayor contribución del artículo es la utilización de la información de color para el proceso de segmentación. Se calculan gradientes vectoriales en el espacio de color $L^*a^*b^*$ que son utilizados por el algoritmo de level-sets. En lugar de utilizar la norma Euclídea, se aplica la fórmula de diferencia de color CIE94 en los gradientes vectoriales. Se ha probado con 22 retinografías donde los médicos han detectado manualmente los bordes del DO. El algoritmo ha detectado automáticamente el DO en todos los casos, con un 92.35% de intersección entre el área marcada por los expertos y la detectada. La Distancia Media al Punto más Cercano está por debajo de 5 píxeles en el 100% de las imágenes.*

1. Motivación

El número de afectados de ceguera debido a enfermedades como la retinopatía diabética o el glaucoma ha aumentado en los últimos tiempos. Tres cuartas partes de esas cegueras pueden tratarse y prevenirse cuando se realiza un control temprano de la población. Los programas de *screening* consisten principalmente en obtener imágenes fotográficas de fondo de ojo. Según el resultado del análisis de dichas imágenes los pacientes son referidos al oftalmólogo para su tratamiento. Por tanto, es deseable una automatización del proceso inicial de analizar la gran cantidad de imágenes retinográficas para agilizar y mejorar el proceso de *screening*.

La detección del DO es un paso de preprocesamiento muy importante en muchos algoritmos diseñados para la extracción de otras

estructuras anatómicas retinianas y lesiones [1,2]. El cambio en la forma, color o profundidad del DO es un indicador de varias patologías, principalmente del glaucoma [3].

Aunque el DO posee características bien definidas, la localización automática del mismo no es un proceso sencillo, ya que la apariencia del mismo varía significativamente con las distintas patologías. Así que, los métodos desarrollados deben tener en cuenta esta variación entre las diferentes imágenes. Existen muchos métodos para la detección del disco óptico, pero la mayoría utilizan parte de la información de color de la imagen, como el uso de un solo plano [1, 4-6].

En este artículo se propone procesar cada píxel de color utilizando un gradiente vectorial para la detección de bordes utilizada en la segmentación por *level-sets*. Además se utiliza un espacio de color uniforme, $L^*a^*b^*$, y se corrigen las no uniformidades de dicho espacio de color sustituyendo la distancia Euclídea por la CIE94 en el cálculo del gradiente [7].

2. Metodología

El diagrama de flujo mostrado en la Fig. 1 muestra los pasos del algoritmo propuesto.

2.1. Eliminación del árbol vascular

Para la eliminación del árbol vascular se ha utilizado el algoritmo diseñado para la eliminación del vello en imágenes de lesiones pigmentadas de la piel [8]. Consta de tres etapas: detección de vasos con el uso de la derivada de la gaussiana (DOG) [9], refinamiento del resultado con técnicas

morfológicas y sustitución de vasos por “*fast marching image inpainting*” [10].

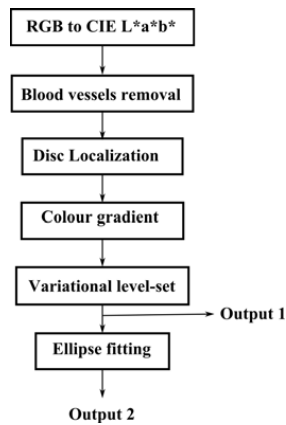


Fig. 1 Sistema propuesto

2.2. Localización del disco

El DO puede ser identificado como una región brillante en la imagen de fondo de ojo [11]. Por ello se ha utilizado la información de luminosidad para detectarlo. El canal L* del espacio de color L*a*b* se suaviza con un filtro de promediado. Los píxeles de la imagen resultado con intensidades superiores al 97% del valor máximo de intensidad son seleccionados. Se calcula el centro de masas de este conjunto de píxeles. Para determinar la región de interés (ROI: *Region Of Interest*) se escoge un cuadrado de radio 90 píxeles y centrado en el centro de masas. Este cuadrado define el contorno inicial

2.3. Gradiente de color

Los métodos de *level-set* son aplicados a un gradiente de la imagen. En la literatura se utiliza el gradiente de un solo plano, por ejemplo, en [12] se utiliza el plano R. En el presente trabajo se tiene en cuenta toda la información de color utilizando un gradiente vectorial [13].

Definimos un píxel de la imagen en color de la forma:

$$\mathbf{a}(x,y) = \begin{bmatrix} C_1(x,y) \\ C_2(x,y) \\ C_3(x,y) \end{bmatrix}$$

donde $C_i(x,y)$ representa el valor del píxel en el plano i ($i= 1, 2, 3$).

El operador Sobel basado en la primera derivada, comúnmente aplicado a imágenes en escala de grises, puede generalizarse al caso

multidimensional [14]. En este artículo se ha aplicado la máscara de Sobel a la imagen en el espacio de color L*a*b* construyendo los vectores: $V_1^+ = a_3 + 2a_6 + a_9$, $V_1^- = a_1 + 2a_4 + a_7$, $H_1^+ = a_7 + 2a_8 + a_9$, $H_1^- = a_1 + 2a_2 + a_3$ siguiendo la notación de la Fig. 2.

\mathbf{a}_1	\mathbf{a}_2	\mathbf{a}_3
\mathbf{a}_4	\mathbf{a}_5	\mathbf{a}_6
\mathbf{a}_7	\mathbf{a}_8	\mathbf{a}_9

Fig. 2 Ventana

Los gradientes a lo largo de la dirección x e y son:

$$G_x = \Delta E(V_1^+, V_1^-)$$

$$G_y = \Delta E(H_2^+, H_2^-)$$

donde ΔE denota la diferencia de color CIE94 entre dos vectores definidos en el espacio CIE L*a*b*. Normalmente se utiliza en estos casos la distancia Euclídea, pero en este artículo se ha escogido la distancia CIE94 ya que se ha demostrado que CIE94 es superior [13].

La magnitud del gradiente se calcula:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

2.4. Segmentación basada en *level-sets*

Una vez que los vasos han sido eliminados, el DO es segmentado utilizando la técnica de *level-sets* [15]. La idea de este tipo de algoritmo es representar los contornos como el conjunto de nivel cero de una función implícita definida en una dimensión mayor (función de *level-set* $\phi(t)$). La función evolucionará de forma que el nivel cero converja a los bordes reales de la imagen. La ecuación general es:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F|\nabla \phi| = 0$$

donde F representa la función de velocidad.

Utilizando el trabajo de Li et al. [16] la expresión para el gradiente queda:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \left[\Delta \phi - \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] + \lambda \delta(\phi) \text{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \nu g \delta(\phi)$$

donde μ determina la desviación de ϕ de una función de distancia con signo, λ y ν son coeficientes de la longitud ponderada de la

curva de nivel cero y del área ponderada dentro de dicha curva respectivamente y t es el paso de tiempo del experimento.

g es la función indicadora de bordes y está definida como:

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I|^2}$$

donde G_σ es un núcleo gaussiano con desviación estándar σ e I es la imagen de test.

En este artículo, el gradiente utilizado para esta fórmula ha sido el gradiente vectorial explicado en la sección anterior. Por tanto, la función g queda modificada como:

$$g = \frac{1}{1 + |VD(G_\sigma * I)|^2}$$

donde VD es el gradiente vectorial implementado en el espacio de color CIE $L^*a^*b^*$ y con la distancia de color CIE94.

2.5. Post-procesamiento

La salida del paso anterior es el contorno del DO. Sin embargo, diversos autores [12,17] utilizan la forma de una elipse como último paso para suavizar el contorno detectado, ya que así se asemeja más a la delineación manual que hacen los expertos. En este artículo se estudian los resultados con y sin adaptación a una elipse.

3. Resultados y evaluación

Algunos de los resultados del método propuesto se muestran en las Figs. 3 y 4. Ambos resultados, salida del algoritmo de *level-sets* y salida de la adaptación a una elipse, son evaluados.

El método ha sido evaluado con 22 imágenes segmentadas manualmente por expertos. Se han analizado dos medidas de prestaciones. La primera compara las áreas delimitadas manualmente y automáticamente. La segunda da una idea de la desviación del contorno.

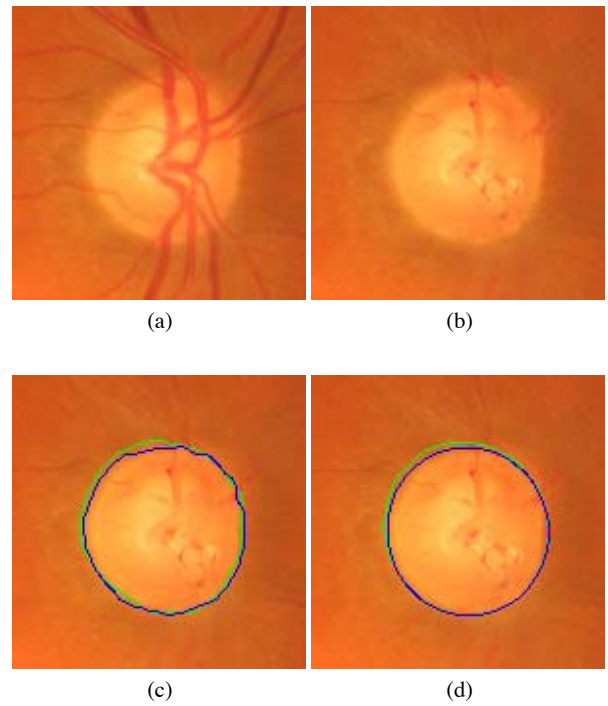


Fig. 3 a) Imagen original, b) eliminación del árbol vascular, c) segmentación manual del DO (verde) y segmentación por *level-sets* (azul), d) adaptación a una elipse del contorno manual (verde) y del contorno detectado (azul).

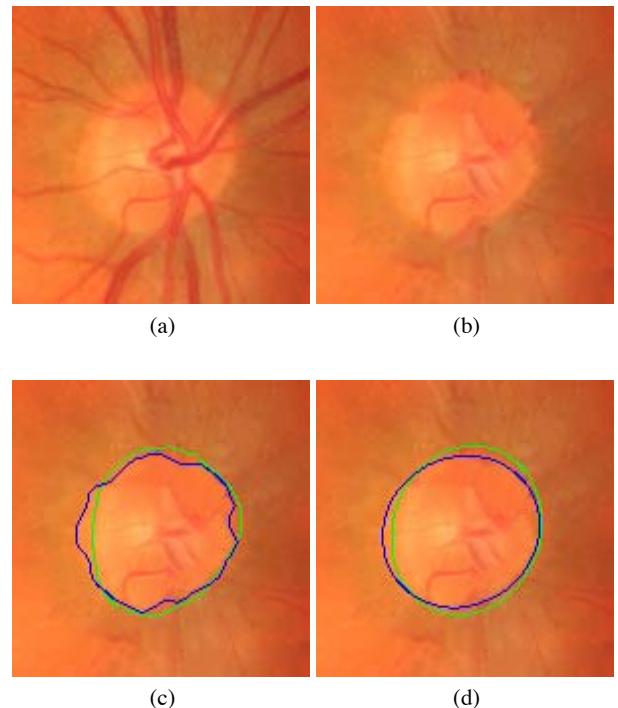


Fig. 4 a) Imagen original, b) eliminación del árbol vascular, c) segmentación manual del DO (verde) y segmentación por *level-sets* (azul), d) adaptación a una elipse del contorno manual (verde) y del contorno detectado (azul).

Para la intersección de las áreas, las áreas contenidas por los contornos manuales y automáticos se han comparado píxel a píxel. Como área referencia se ha escogido la

segmentación manual. En la Tabla 1 se muestran los resultados con y sin adaptación a una elipse. El porcentaje de acierto se define como el porcentaje del tamaño de la intersección de ambas áreas. La tasa de falsos positivos (FP) se define como el área segmentada erróneamente como DO por el método. Y la tasa de falsos negativos (FN) como el área perteneciente al DO que no ha sido segmentada por el método propuesto.

Method	% success percentage	% FN	% FP
With ellipse fitting	92.35%	7.64%	4.7%
Without ellipse fitting	92.32%	7.67%	5.67%

Tabla 1. Resultado de la intersección de las áreas

La segunda medida, denominada distancia media al punto más cercano (MDCP, de las siglas en inglés) [18], evalúa la distancia media desde el contorno detectado al segmentado manualmente (contorno de referencia). El contorno de referencia, R , consiste en píxeles individuales r_i , $i = 1, 2, \dots, M$, donde M es la cantidad de píxeles del contorno de referencia. Sea S el contorno final detectado por el método propuesto. Para cada punto del contorno $S(n)$, $n = 1, 2, \dots, N$, la distancia al punto más cercano (DCP) del contorno de referencia se define como:

$$DCP(S(n), R) = \min \|S(n) - r_i\|, \quad i : 1, 2, \dots, M$$

La exactitud del contorno detectado se evalúa por la media de DCP (MDCP):

$$MDCP(S, R) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N DCP(S(n), R)$$

Los resultados obtenidos con esta medida están resumidos en la Tabla 2. Las MDCP son 2.72 y 3.07 para píxeles para el método propuesto con adaptación a elipse y sin dicha adaptación, respectivamente.

Method	With ellipse fitting	Without ellipse fitting
MDCP	2.72 pixels	3.07 pixels
$MDCP < 3$ pixels (% images)	66.66%	59.09%
$3 \leq MDCP \leq 5$ pixels (% images)	33.33%	36.36%
$MDCP > 5$ pixels (% images)	0%	4.54%

Tabla 2. Resultados de la MDCP

4. Discusión y conclusiones

La detección del DO es un paso muy importante en sistemas CAD que utilizan retinografías, por ejemplo, en la detección del glaucoma. La mayoría de trabajos publicados sólo utilizan un plano de color para la detección. En este trabajo se presenta un método que utiliza toda la información de color para la eliminación del árbol vascular y la detección de bordes usada en el algoritmo de level-sets de segmentación. Se obtiene una sensibilidad del 92.35%.

Agradecimientos

Este trabajo se ha realizado gracias al proyecto TEC2010-21619-C04-02.

Referencias

- [1] Han X., Xu C., Prince J., A topology preserving level set method for geometric deformable models, IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell., vol. 25, pp. 755-768, (2003).
- [2] Caselles V., Catta F., Coll T., Dibos F., A geometric model for active contours in image processing, Numer. Math., vol. 66, pp. 1-31 (1993).
- [3] Malladi R., Sethian J. A., Vemuri B. C., Shape modeling with front propagation: a level set approach, IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell., vol. 17, pp. 158-175, (1995).
- [4] Fitzgibbon, A., Pilu, M., Fisher, R.B., Direct least square fitting of ellipses, IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell., 21 (5), pp. 476-480 (1999)
- [5] Zhang, Z., Liu, J., Wong, W.K., Tan, N.M., Lim, J.H., Lu, S., Li, H., Wong, T.Y., Neuro-retinal optic cup detection in glaucoma diagnosis, BMEI 2009 , art. no. 5305076 (2009).
- [6] Xu, J., Chutatape, O., Chew, P., Automated optic disk Boundary detection by modified active contour model, IEEE Transactions on Biomedical Engineering 54 (3), art. no. 16, pp. 473-482 (2007).
- [7] Rangayyan R, Acha B, Serrano C, *Color Image Processing with Biomedical Applications*, SPIE Press, Bellingham, EEUU (2011).
- [8] S.Kavitha, S.Karthikeyan, K.Duraiswamy, Early Detection of Glaucoma in Retinal Images Using Cup to Disc Ratio, Proc. Int. Conf. On Computing, Communication and Networking Technologies(2010).
- [9] Aliaa Abdel-Haleim Abdel-Razik Youssif, Atef Zaki Ghalwash, and Amr Ahmed Sabry Abdel-Rahman Ghoneim, Optic Disc Detection From Normalized Digital Fundus Images by Means of a Vessels Direction Matched Filter, IEEE Trans. on Medical Imaging, 27, 1 (2008)
- [10] L. Gagnon, M. Lalonde, M. Beaulieu, and M.-C. Boucher, Procedure to detect anatomical structures in optical fundus images, Proc. Conf. Med. Imag. 2001, pp. 12181225. (2001).
- [11] R. A. Abdel-Ghafar, T. Morris, T. Ritchings, and I. Wood, Detection and characterisation of the optic disk in glaucoma and diabetic retinopathy, Proc. Med. Image Understand. Anal. Conf. (1998).
- [12] Wong, D.W.K., Liu, J., Lim, J.H., Jia, X., Yin, F., Li, H., Wong, T.Y. Level-set based automatic cup-to-disc ratio determination using retinal fundus images in ARGALI. EMBS 2008. pp. 2266-2269, (2008)
- [13] Sez, A., Serrano, C., Acha, B., Evaluation perceptual color edge detection algorithms, 5th European Conf. on Colour in Graphics, Imaging, and Vision, CGIV 2010/MCS'10 , pp. 222-22, (2010).
- [14] K.N. Plataniotis, A.N. Venetsanopoulos, *Color Image Processing and Applications*, Springer-Verlag, Berlin, 2000.
- [15] Osher S. , Sethian J. A., Fronts propagating with curvaturedependent speed - algorithms based on hamilton-jacobi formulations, J Comput Phys, 79, 12-49 (1998).
- [16] C. Li, C. Xu, C. Gui, M. D. Fox, Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, (2005).
- [17] Zhang, Z., Liu, J., Wong, W.K., Tan, N.M., Lim, J.H., Lu, S., Li, H., Wong, T.Y., Neuro-retinal optic cup detection in glaucoma diagnosis, 2nd Int. Conf. on Biomedical Engineering and Informatics, BMEI 2009 , art. no. 5305076 (2009).
- [18] Xu, J., Chutatape, O., Chew, P., Automated optic disk Boundary detection by modified active contour model, IEEE Trans. on Biomedical Engineering 54 (3), art. no. 16, pp. 473-482 (2007).