

SEGMENTACIÓN AUTOMÁTICA DE IMÁGENES IVUS BASADA EN INDICADORES DE TEXTURA Y MODELOS DEFORMABLES

Lucas Lo Vercio^{a,b}, Mariana del Fresno^{a,c}, Marcelo Vénere^{a,d}

^aPLADEMA, Universidad Nacional del Centro, Tandil, Argentina

^bConsejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)

^cComisión de Investigaciones Científicas de la Prov. de Buenos Aires (CIC-PBA)

^dComisión Nacional de Energía Atómica (CNEA)

Keywords: Ultrasonido intravascular, segmentación, textura, modelos deformables.

Abstract. El presente trabajo constituye un aporte a la segmentación de las paredes arteriales en imágenes de ultrasonido intravascular (IVUS). Esta modalidad consiste en la obtención de imágenes axiales del interior de las arterias de mayor dimensión, mediante un catéter con un dispositivo ultrasónico que va capturando cuadros a medida que avanza sobre un alambre guía. Como todas las técnicas basadas en ultrasonido, las imágenes IVUS son altamente ruidosas y con información faltante, lo que constituye un reto para su segmentación automática y su uso clínico.

Como en imágenes con alto nivel de ruido los métodos basados en intensidades suelen fracasar, se propone un método de segmentación automática del contorno arterial basado en análisis de textura y modelos deformables (también conocidos como *snakes*).

Inicialmente se define un mapa de textura de la imagen IVUS original que simultáneamente la suaviza y realza el contorno arterial. Sobre esta nueva imagen, se aplica un algoritmo basado en modelos deformables que parte de la circunferencia correspondiente al catéter y obtiene por resultado un contorno aproximado de la pared arterial. Por otro lado, se procesa la imagen original con un filtro anisotrópico diseñado a medida de la imagen de ultrasonido, que reduce su ruido característico preservando bordes, y se procede a detectar las paredes interna y externa de la arteria mediante *snakes*, utilizando para ambas segmentaciones la aproximación inicial obtenida a partir del mapa de textura.

1 INTRODUCCIÓN

Durante los últimos años, el ultrasonido intravascular (*Intra Vascular Ultra Sound - IVUS*) ha contribuido ampliamente al estudio de enfermedades arteriales y se está convirtiendo en un método complementario para el diagnóstico de afecciones cardiovasculares. Su principal ventaja consiste en la capacidad de visualizar el interior de las arterias *in vivo*, a través de imágenes de alta resolución temporal y espacial (Telayna, 2003). La tecnología de captura está basada en el uso de un catéter con un transductor ultrasónico incorporado, que se desplaza a velocidad constante por el interior de la arteria, generando sucesivas vistas transversales de la zona analizada de acuerdo a las características particulares de las diferentes estructuras.

Por medio de esta tecnología es posible explorar, en tiempo real, la composición de las arterias coronarias, describir el lumen y las paredes de los vasos sanguíneos, además de eventuales alteraciones (presencia de placas, oclusiones, etc.) que se pueden presentar en los mismos, responsables de numerosas afecciones cardiovasculares (Liang et al., 2006). También se la considera una importante herramienta para evaluar la colocación de *stents* y reducir las complicaciones debidas a trombosis.

Por consiguiente, hay gran interés en el desarrollo de algoritmos eficientes para el procesamiento y segmentación de este tipo de imágenes. La detección precisa de los bordes de las arterias y otras estructuras internas, como placas arterioscleróticas, ulceraciones y calcificaciones, suele presentar un gran desafío ya que esta tecnología basada en ultrasonido por lo general genera imágenes de bajo contraste, con transiciones difusas entre objetos y alto nivel de ruido (Figura 1). A este tipo de artefactos que generalmente dificultan el procesamiento de las imágenes, suelen agregarse otros problemas como, por ejemplo, el causado por el permanente movimiento del catéter debido al latido cardíaco (Liang et al., 2008).

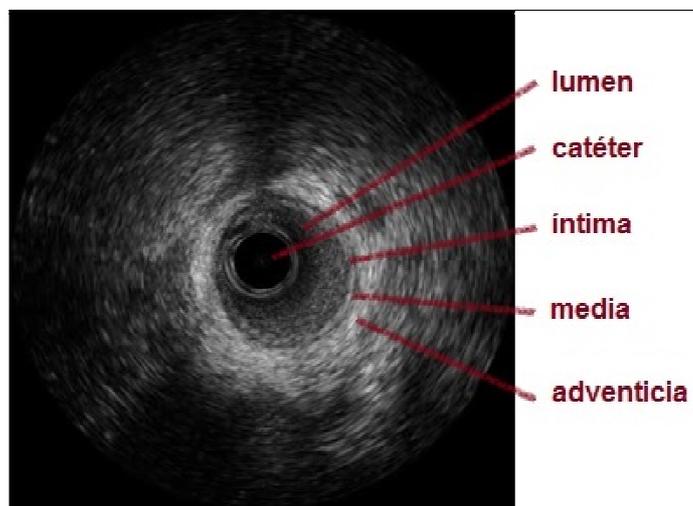


Figura 1: Imagen IVUS

En una imagen IVUS se pueden apreciar las diferentes componentes de una arteria (Figura 1). En la zona central de la arteria se visualiza la zona correspondiente al catéter y a su alrededor el lumen vascular aparece como una zona oscura. En una arteria normal, alrededor del lumen se puede apreciar la capa íntima con una intensidad mayor y luego una capa de eco menor correspondiente a la media. La zona externa corresponde a la adventicia. La pared

interna se encuentra entre la íntima y el lumen del vaso sanguíneo, mientras que la pared externa delimita la media y la adventicia.

Se han propuesto numerosos enfoques para la segmentación de imágenes IVUS, en los que se busca la detección de una o ambas paredes arteriales. Algunos algoritmos se basan en el uso de crecimiento de regiones (Bouraoui et al., 2007), modelos deformables (Lo Vercio et al., 2012; Taki et al., 2010), análisis de textura (Zhang et al., 1998; Papadogiorgaki et al., 2007) o técnicas de *fast-marching* (Roy Cardinal et al., 2006), entre otros. Algunos trabajos además extienden su análisis, por ejemplo, a la detección de placas (Caballero et al., 2007) o a evaluar la tensión de la pared arterial (Liang et al., 2008).

En este trabajo se propone un método de segmentación automática de la pared interna y externa de la arteria en imágenes IVUS, basado en la aplicación de modelos deformables, considerando la combinación de análisis de indicadores de textura y filtrado anisotrópico. En la Sección 2 se presentan los modelos deformables o *snakes*, de amplia utilización en la segmentación de imágenes médicas. En la Sección 3 se introducen los indicadores de textura, en particular el de varianza. La Sección 4 describe el filtro de difusión anisotrópica para la reducción de ruido en imágenes IVUS. Teniendo presente estos recursos, en la Sección 5 se propone un método que combina las técnicas previamente descritas para la detección automática de los contornos arteriales. En la Sección 6 se presenta una discusión sobre algunos resultados del proceso de segmentación propuesto y, finalmente, se exponen las conclusiones y posibles trabajos futuros.

2 MODELOS DEFORMABLES (SNAKES)

Los modelos deformables o *snakes* (Kass et al., 1988) son especialmente utilizados para la segmentación de imágenes ruidosas y donde no se conoce con exactitud la forma del objeto a detectar. Las *snakes* parten de un contorno de referencia inicial que luego evoluciona hasta converger al borde del objeto de interés. Posteriormente, algunos trabajos han extendido y reformulado la propuesta original para soportar cambios topológicos a medida que se deforma el contorno, como en el enfoque de *T-snakes* (McInerney y Terzopoulos, 1999).

En el modelo de *snakes*, la curva paramétrica inicial $\mathbf{x}(s, t) = (x(s, t), y(s, t))^T$ evoluciona en el tiempo por la acción de fuerzas internas \mathcal{I} (propias de la curva) y fuerzas externas \mathcal{P} (definidas a partir de los elementos de interés de la imagen). La forma del contorno entonces se verá afectada por un funcional de energía \mathcal{E} , el cual debe ser minimizado con el fin de determinar la posición final de la *snake*, al estar en equilibrio las fuerzas internas y externas:

$$\mathcal{E}(\mathbf{x}(s)) = \mathcal{I}(\mathbf{x}(s)) + \mathcal{P}(\mathbf{x}(s)) \quad (1)$$

Si bien la minimización de energía puede abordarse como un problema estático, puede construirse un sistema dinámico gobernado por \mathcal{E} que haga evolucionar el sistema hacia el equilibrio a través del tiempo, resultando la siguiente ecuación de movimiento de Lagrange:

$$\mu \frac{\partial^2 \mathbf{x}}{\partial t^2} + \gamma \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial t} - \frac{\partial}{\partial s} \left(w_1 \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(w_2 \frac{\partial^2 \mathbf{x}}{\partial s^2} \right) = -\nabla P(\mathbf{x}(s, t)) \quad (2)$$

donde $\mu(s)$ es la masa, $\gamma(s)$ la amortiguación, $w_1(s)$ y $w_2(s)$ determinan respectivamente el grado de tensión y de flexión de la curva en la coordenada paramétrica s . Por otro lado, $P(\mathbf{v}(s, t))$ es la función potencial que determina la imagen.

Los autores McInerney y Terzopoulos (1999) proponen una simplificación en forma discreta de la Ecuación (2), resultando en:

$$\gamma \dot{x}_i + a\alpha_i + b\beta_i = \rho_i + f_i \quad (3)$$

donde el subíndice i representa un nodo de $x(s, t)$, \dot{x}_i es la velocidad de movimiento, α_i es la tensión de la *snake* y β_i su flexión:

$$\alpha_i = \frac{\partial x_i}{\partial s} = (x_i - x_{i-1}) + (x_i - x_{i+1}) \quad (4)$$

$$\beta_i = \frac{\partial^2 x_i}{\partial s^2} = \frac{\partial \alpha_i}{\partial s} = (\alpha_i - \alpha_{i-1}) + (\alpha_i - \alpha_{i+1}) \quad (5)$$

$\rho_i = qF_i n_i$ representa la fuerza de inflación, $f_i = p\nabla P_i$ se asocia al gradiente del potencial y los valores a y b son coeficientes constantes que permiten ponderar las componentes de fuerza.

La fuerza de inflación F_i es una función binaria que indica si la *snake* debe avanzar o retroceder en dirección de la normal n_i , mientras que el gradiente del potencial f_i detiene el movimiento de la *snake* cuando se llega al contorno de la imagen. En la Sección 5 se presentan las definiciones de F_i y P_i propuestas en este trabajo.

Integrando la ecuación (3) en el tiempo con el método de Euler de primer orden, se obtiene la actualización de las posiciones x_i desde el tiempo t al tiempo $t + \Delta t$ según:

$$x_i^{(t+\Delta t)} = x_i^{(t)} - \frac{\Delta t}{\gamma} (a\alpha_i^{(t)} + b\beta_i^{(t)} - \rho_i^{(t)} - f_i^{(t)}) \quad (6)$$

La Figura 2 muestra la detección del contorno interior arterial a partir de un contorno inicial realizado por un usuario (segmentación semi-automática).

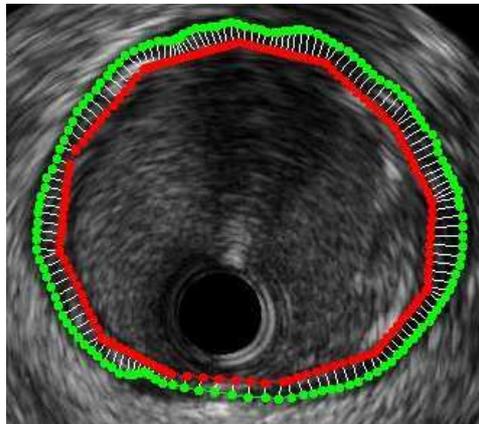


Figura 2: segmentación de la pared arterial en una imagen IVUS: contorno inicial (rojo) y resultado de la segmentación con *snakes* (verde).

3 INDICADORES DE TEXTURA

Haralick et al., (1973) proponen 14 indicadores de textura para una imagen, basados en matrices de coocurrencia (*Grey-Level Cooccurrences Matrix- GLCM*), ampliamente usados en el análisis de imágenes.

Una matriz de coocurrencia refleja, para una región, la dependencia espacial de las intensidades de gris. La información espacial está definida por la posición relativa –a distancia d - de los pares de píxeles que componen la región. Cada componente de la matriz GLCM contiene la estimación de la probabilidad que dos intensidades de gris coocurran en la

dirección d y se construye calculando la frecuencia con que se repiten las combinaciones de gris en la región de estudio de radio r . La matriz GLCM es de dimensión $N \times N$, siendo N el número de tonos de grises posible (que en un imagen digital típica es 256). En el presente trabajo, se define la región de estudio como el entorno cuadrado alrededor de un píxel de referencia (Figura 3) y el indicador de varianza de la textura se considera como:

$$\text{varianza} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \left((i - \mu)^2 + (j - \mu)^2 \right) P(i, j) \quad (7)$$

donde μ es la media de las distribuciones marginales de probabilidad en la matriz de coocurrencia y $P(i, j)$ es la probabilidad de ocurrencia del par (i, j) , estimada como la cantidad de ocurrencias del par (i, j) en la dirección d respecto de la cantidad total de pares en la ventana de análisis. La varianza alcanza un valor mínimo de 0 cuando la imagen es completamente plana y máximo de $2(N - 1)^2$ cuando las diferencias respecto a la media son máximas. En la Figura 4b se muestra un ejemplo de aplicación de este indicador sobre una imagen de IVUS.

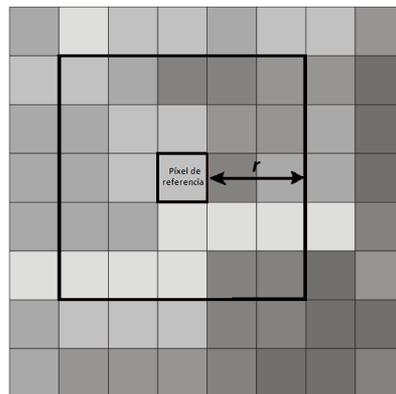


Figura 3: Ventana de análisis de textura

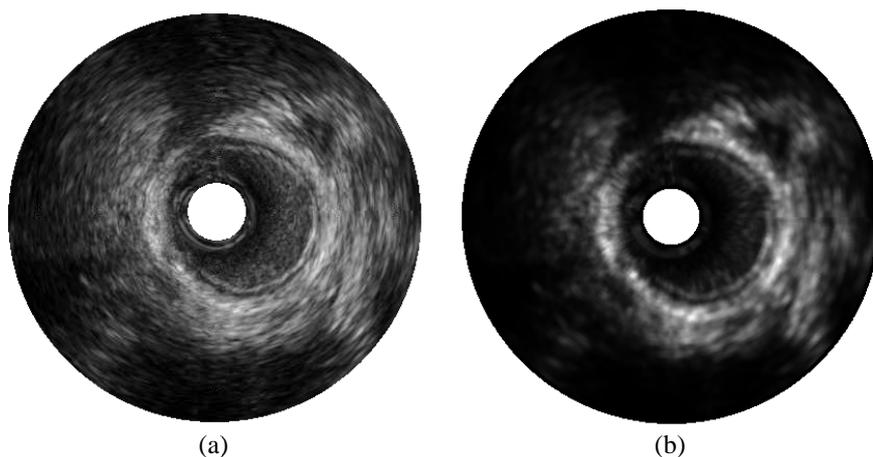


Figura 4: (a) Imagen IVUS original, (b) Mapa de varianza con $r = 3$ y $d = (-1; -1)$

4 FILTRO DE DIFUSIÓN ANISOTRÓPICA

El filtrado de difusión anisotrópica tiene por objetivo eliminar o reducir el ruido, logrando por lo general un suavizado de la imagen pero preservando los bordes (Perona and Malik, 1990). Sin embargo, cuando se aplica este método a un estudio IVUS, se realza el ruido de

tipo *speckle* presente en la imagen, al ser similar a un patrón texturado. Con esta premisa, (Koga et al., 2008) presenta una variante para imágenes IVUS del filtro anisotrópico originalmente propuesto por Perona y Malik (1990).

Debido a la disposición concéntrica de las capas arteriales, la imagen IVUS se transforma a coordenadas polares de modo que las mismas se dispongan horizontalmente para facilitar el cálculo. Este filtro anisotrópico transforma iterativamente cada píxel de acuerdo a la homogeneidad de la región vertical en que se encuentra (Figura 5), aumentando el contraste entre las regiones de la imagen y unificando el color en las mismas. La transformación de cada píxel s en la iteración $t + 1$, en función de la imagen en el tiempo t , está dada por:

$$I_s^{t+1} = I_s^t + \frac{\lambda(1-\eta_s^w)}{|\phi_s|} \sum_{p \in \phi_s} g(\nabla I_{s,p}^t) \times \nabla I_{s,p}^t \quad (8)$$

donde λ es una constante arbitraria, ϕ_s es el conjunto de los píxeles vecinos norte, sur, este y oeste del píxel S (para una imagen 2D, $|\phi_s| = 4$). Se define la función de detención de borde $g(z)$ y la función ponderada de separabilidad η_s^w :

$$g(z) = \frac{1}{1 + \left(\frac{z}{K}\right)^2} \quad (9)$$

$$\eta_s^w = \eta_s \times \frac{(I_{\max} - \bar{I}_1)}{I_{\max}} \times \frac{\bar{I}_2}{I_{\max}} \quad (10)$$

siendo K una constante que controla la difusión y η_s una medida de la separabilidad de las regiones definida como:

$$\eta_s = \frac{\sigma_{bk}^2}{\sigma_{Tk}^2} \quad (11)$$

$$\sigma_{bk}^2 = n_1 (\bar{I}_{k1} - \bar{I}_k)^2 + n_2 (\bar{I}_{k2} - \bar{I}_k)^2 \quad (12)$$

$$\sigma_{Tk}^2 = \sum_{i=1}^{n_1+n_2} (\bar{I}_{ki} - \bar{I}_k)^2 \quad (13)$$

donde \bar{I}_{k1} y \bar{I}_{k2} son las medias de las intensidades de las regiones 1 y 2. \bar{I}_k es la media de la región compuesta por ambas, n_1 y n_2 son el número de píxeles de cada región.

La Figura 6 muestra distintos filtrados de la misma imagen convertida a coordenadas polares con una resolución de 2513 x 263 píxeles, luego de 1800 iteraciones del algoritmo. Se presentan distintos resultados de la aplicación del algoritmo variando los valores de K y λ . Como se puede apreciar, al aumentar los valores de estas constantes, se elimina el ruido de la imagen preservando bordes, de los cuales dos han de ser los propios de la arteria. Pero para los mayores valores de K y λ , el algoritmo puede resultar en la destrucción de porciones de uno o ambos contornos arteriales.

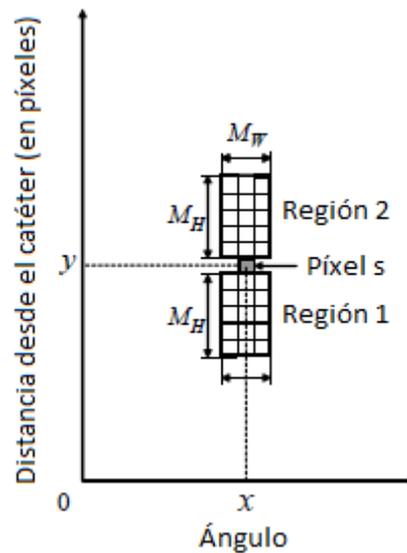


Figura 5: Regiones para el análisis de separabilidad

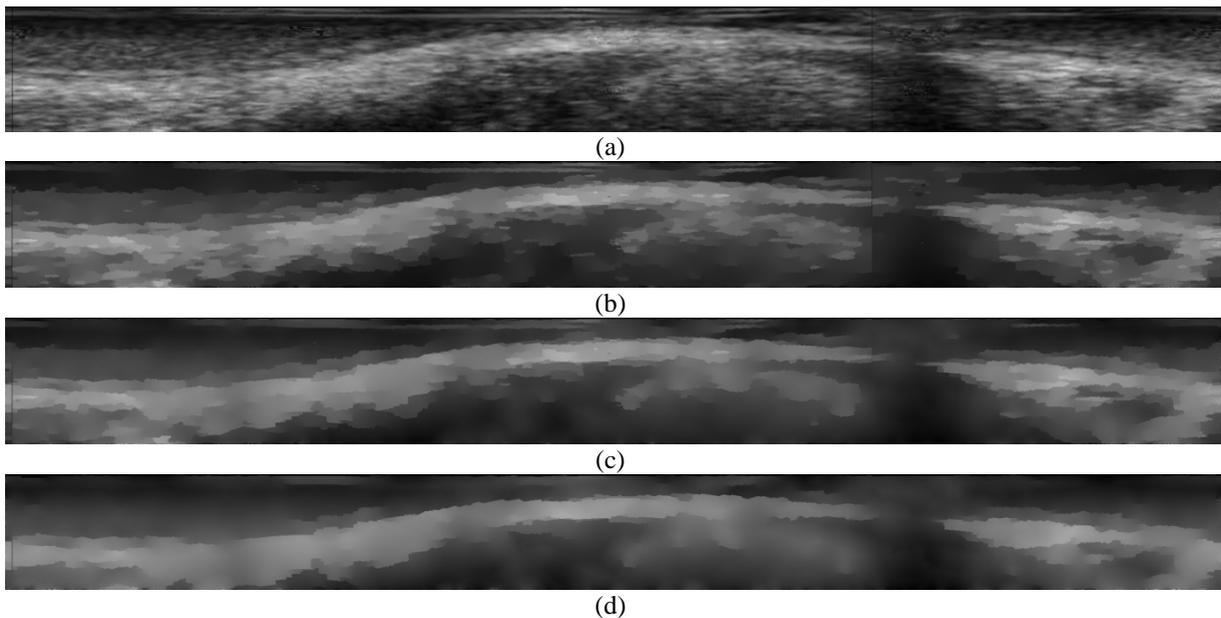


Figura 6: Filtrado de difusión anisotrópica de una imagen IVUS: (a) IVUS original en plano polar (b) $K = 1.1$, $\lambda = 1.1$, $Mh = 11$, $Mw = 8$ (c) $K = 1.1$, $\lambda = 2.1$, $Mh = 11$, $Mw = 8$ (d) $K = 1.5$, $\lambda = 2.1$, $Mh = 11$, $Mw = 8$.

5 MÉTODO PROPUESTO

Como se puede apreciar visualmente, el filtro anisotrópico utilizado reduce el ruido, preservando los bordes de la pared arterial junto con otros bordes que no representan elementos cardiovasculares, lo que impide la detección unívoca y automática de estos contornos. Se propone entonces la utilización del mapa de texturas de la imagen original para asistir a la detección de la pared arterial.

A partir de la circunferencia del catéter, se ejecuta un crecimiento de la región (*region growing* o *RG*) asociado al interior de la arteria (luz del vaso o lumen). Este proceso de segmentación incorpora a la región aquellos puntos con características similares y,

considerando una cierta tolerancia, alcanza los bordes de la arteria, a pesar de la presencia de reverberación del ecógrafo en el lumen o placa. Si bien el RG puede detenerse en cercanías de la capa íntima de la arteria o también hacerlo en la adventicia, es suficiente para encontrar una aproximación cercana a la pared arterial. El borde de la región resultante es segmentada mediante un método *snake*, cuyo contorno inicial $x(s)$ corresponde a la circunferencia del cateter. La función de inflación F_i en esta etapa está definida por

$$F_i = \begin{cases} 1 & x_i \in RG \\ -1 & x_i \notin RG \end{cases} \quad (14)$$

y P_i es definida como

$$P(x, y) = -c \|\nabla [I(x, y)]\| \quad (15)$$

donde $I(x, y)$ es la intensidad en el punto (x, y) en el mapa de textura de la varianza en coordenadas polares.

A partir de este contorno, es posible detectar los bordes arteriales aplicando el método de segmentación basado en el modelo de *T-snakes*, especialmente útil en caso de bordes difusos o faltantes. Para la detección del contorno interior de la arteria (íntima), la curva obtenida a partir del algoritmo de *region growing* se contrae ligeramente para evitar que las porciones lindantes a la adventicia generen un resultado anómalo. Luego, se deforma mediante el modelo de *snakes*, convergiendo al borde interior. Análogamente, se procede a la detección del contorno exterior (adventicia), en este caso expandiendo el contorno inicial.

En esta segunda etapa, las componentes F_i y $P(x, y)$ se re-definen sobre la imagen filtrada por difusión anisotrópica en coordenadas polares, siendo:

$$F_i = \begin{cases} 1 & I(x_i) < T \\ -1 & I(x_i) > T \end{cases} \quad (16)$$

$$P(x, y) = -c \|G_y [x_i]\| \quad (17)$$

donde $G_y [x_i]$ es el gradiente de las intensidades en el eje Y alrededor del punto x_i :

$$G_y [x_i] = \sum_{j=1}^k (I(x_{ix}, x_{iy} + k) - I(x_{ix}, x_{iy} - k)) \quad (18)$$

6 RESULTADOS

Con respecto al filtro de difusión anisotrópica, se encontró que filtrados de la imagen IVUS con parámetros $\lambda = 2.1$, $K = 1.1$, $M_h = 15$ y $M_w = 8$ preservan con mejor precisión los bordes arteriales si se las compara con la segmentación de un especialista (Figura 7). Aún así, nótese en la Figura 7b que se encuentran bordes que no corresponden a elementos cardiovasculares y las paredes arteriales que se desea segmentar pueden resultar discontinuas.

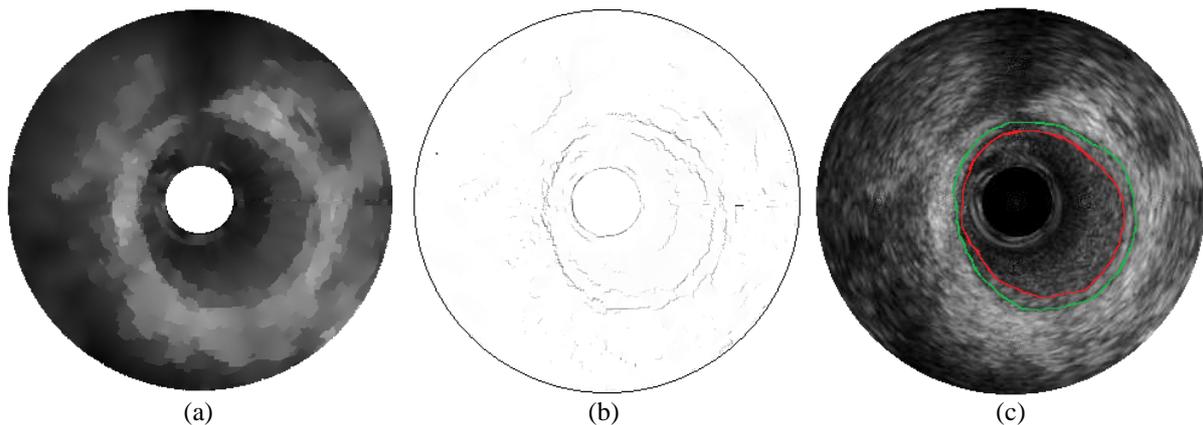


Figura 7: (a) Filtro anisotrópico (convertido a coordenadas cartesianas) de 1800 iteraciones, $\lambda = 2.1$, $K = 1.1$, $M_h = 15$ y $M_w = 8$. (b) Bordes de la imagen mediante filtro Sobel (c) Segmentación de referencia.

La Figura 8 y la Figura 9 muestran la evolución de la segmentación en las etapas del proceso de segmentación propuesto en la Sección 5 para la obtención del borde interior arterial (entre el lumen y la capa íntima). La sombra del catéter en la sección superior de la imagen produce una región sin información acerca del contorno arterial, por lo que se excluye en todas las etapas intermedias de segmentación. Luego, la definición del borde arterial en el cono de sombra del catéter se realiza por interpolación de los extremos de la *snake*.

7 CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Se presentó un método para la segmentación de imágenes de ultrasonido intravascular, basado en modelos deformables (*snakes*), el cual hace uso de información de texturas y filtrado anisotrópico.

Con la configuración adecuada de la generación del mapa de textura, se obtiene una imagen equivalente a la original donde resaltan las estructuras de la imagen IVUS original, con lo cual se pudo obtener una aproximación de la arteria mediante crecimiento de regiones y *snakes*. Además, queda demostrada la viabilidad de la utilización de indicadores de textura en una imagen de alto ruido y bajo contraste como alternativa a las estrategias tradicionales, que se concentran en la eliminación del ruido y no en su interpretación.

La generación de la aproximación a las paredes arteriales permitió la detección de los contornos con un filtro anisotrópico para imágenes IVUS que elimina el ruido preservando bordes, pero no resuelve la segmentación unívoca de los bordes arteriales.

En lo que respecta a imágenes IVUS, se propone investigar en la utilización de indicadores de textura para la segmentación de cada uno de los contornos arteriales. Es de interés también aplicar la segmentación usando mapas de texturas en otros tipos de imágenes ecográficas.

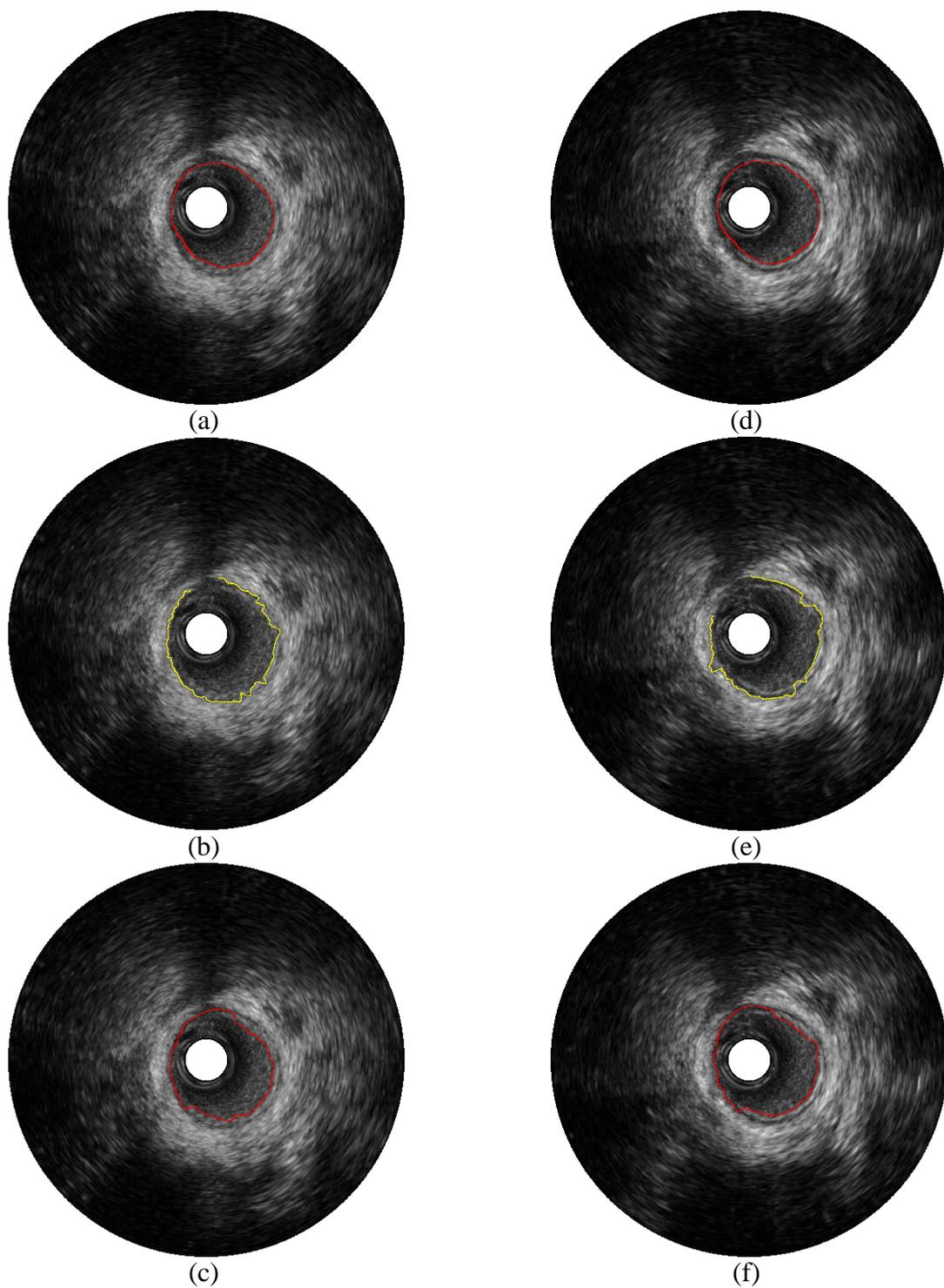


Figura 8: Segmentación del borde interno arterial. (a) y (b) Segmentación del especialista. (b) y (e) Borde de referencia. (c) y (f) Resultado del método.

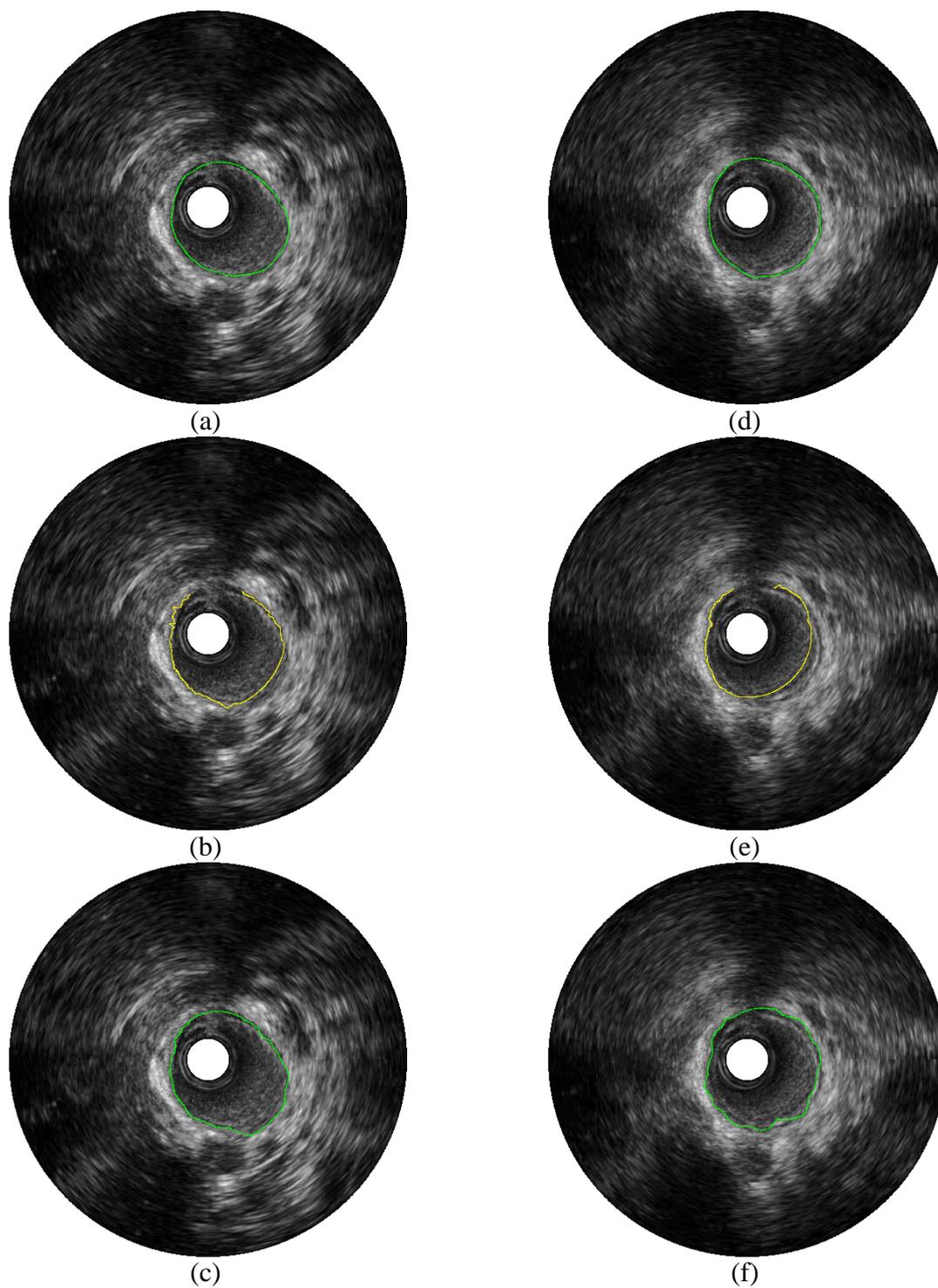


Figura 9: Segmentación del borde externo arterial. (a) y (b) Segmentación del especialista. (b) y (e) Borde de referencia. (c) y (f) Resultado del método.

BIBLIOGRAFÍA

- Bouraoui, B., Ronse, C., Baruthio, J., Passat, N. and Germain, P. Gray-level hit-or-miss transform based region-growing for automatic segmentation of 3D coronary arteries. *8th International Symposium on Mathematical Morphology*. Brasil. 2007
- Caballero, K., Barajas, J., Pujol, O., Rodriguez, O. and Radeva, P. Using Reconstructed IVUS Images for Coronary Plaque Classification. *EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*. 2007
- Haralick, R.M., Shanmugam, K. and Dinstein, I. Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. 1973
- Kass, M., Witkin, A. and Terzopoulos, D. Snakes: Active Contour Models. *International Journal of Computer Vision*. 1988
- Koga, T., Uchino, E., Suetake, N., Hashimoto, G., Hiro, T. and Matsuzaki, M. Speckle Noise Reduction and Edge-Enhancement of Coronary Plaque Tissue in Intravascular Ultrasound Image by Using Anisotropic Diffusion Filter. *International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing* 2. 2008
- Liang, Y., Oakeson, K., Zhu, H. and Friedman, M. Estimation of Arterial Wall Strain Based on IVUS Image Registration. *28th IEEE EMBS Annual International Conference*. 2006
- Liang, Y., Zhu, H., Gehrig, T. and Friedman, M. Measurement of the transverse strain tensor in the coronary arterial wall from clinical intravascular ultrasound images. *Journal of Biomechanics* 41: 2906–2911. 2008
- Lo Vercio, L., Arguñarena, E., Romero, L., Jonas, I., Vénere, M. and del Fresno, M. Reconstrucción arterial a partir de ultrasonido intravascular sincronizado con electrocardiograma. *MECOM 2012*. Salta, Argentina. 2012
- McInerney, T. and Terzopoulos, D. T-snakes: Topology adaptive snakes. *Medical Image Analysis*. 1999
- Papadogiorgaki, M., Mezaris, V., Chatzizisis, Y., Giannoglouand, G. and Kompatsiaris, I. Texture Analysis and Radial Basis Function Approximation for IVUS Image Segmentation. *The Open Biomedical Engineering Journal* 1: 53-59. 2007
- Perona, P. and Malik, J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Pattern Anal. Mach. Intell* 12. 1990
- Roy Cardinal, M., Meunier, J., Soulez, G., Maurice, R., Therasse, E. and Cloutier, G. Intravascular Ultrasound Image Segmentation: A Three-Dimensional Fast-Marching Method Based on Gray Level Distributions. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 25: 590-601. 2006
- Taki, A., Hetterich, H., Roodaki, A., Setarehdan, S., Unal, G., Rieber, J., Navab, N. and König, A. A new approach for improving coronary plaque component analysis based on intravascular ultrasound images. *Ultrasound in Medicine & Biology* 36: 1245–1258. 2010
- Telayna, J. Ultrasonido Intravascular (I.V.U.S.): Lecciones del pasado, utilidad presente y perspectivas futuras. In: *Cardiología FAd (ed) 3º Congreso Virtual de Cardiología*. 2003
- Zhang, X., McKay, C. and Sonka, M. Tissue Characterization in Intravascular Ultrasound Images. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 17: 889-899. 1998