

Segmentación de Aneurisma Abdominal de Aorta en Imágenes CT Mediante un Modelo Radial: Estudio Preliminar

I. Macía^{1,2}, J.H. Legarreta¹, F.Boto¹, C.Paloc¹, M.Graña², G. García³, J. Maiora⁴, M.de Blas⁵

¹ Departamento de Aplicaciones Biomédicas, Vicomtech, Donostia-San Sebastián, España
[jimacia, jhlegarreta, fboto, cpaloc}@vicomtech.org](mailto:{imacia,jhlegarreta,fboto,cpaloc}@vicomtech.org)

² Grupo de Inteligencia Computacional, Universidad del País Vasco, Donostia-San Sebastián, España
manuel.grana@ehu.es

³ Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, ⁴ Departamento de Electrónica y Telecomunicaciones, Universidad del País Vasco, San Sebastián, España
[g.garcia, j.maiora}@ehu.es](mailto:{g.garcia,j.maiora}@ehu.es)

⁵ Servicio de Radiología Intervencionista, Hospital Donostia, Donostia-San Sebastián, España
mariano.deblasbravo@osakidetza.net

Resumen

El Aneurisma de Aorta Abdominal (AAA) es una enfermedad peligrosa en la que el debilitamiento de la pared aórtica lleva a su deformación y la generación de un trombo. Para prevenir su posible ruptura, los AAAs se pueden tratar de forma no invasiva mediante la técnica de reparación de aneurisma endovascular (Endovascular Aneurysm Repair o EVAR) que consiste en colocar una prótesis (stent-graft) dentro de la aorta para excluir el saco aneurismático de la circulación y así reducir el aneurisma. El control de la evolución y posibles fugas requiere de la segmentación del aneurisma, tarea ardua si se realiza manualmente. Este trabajo describe los resultados preliminares de una nueva aproximación basada en un modelo radial para la segmentación semi-automática de la luz y del trombo del AAA en imágenes CT con contraste, usando funciones radiales restringidas por información a priori y coherencia espacial.

1. Introducción

El Aneurisma de Aorta Abdominal es una dolencia cardíaca causada por un proceso degenerativo de la pared aórtica, que lleva a su desgaste y deformación. Si no se trata el AAA, aumenta de tamaño progresivamente, pudiendo producirse su ruptura y en algunos casos la muerte [1].

Actualmente existen dos técnicas de reparación para AAA: reparación abierta del aneurisma (*Open Aneurysm Repair* - OR) y reparación de aneurisma endovascular (*Endovascular Aneurysm Repair* - EVAR). EVAR es una técnica mínimamente invasiva donde la endoprótesis se coloca dentro de la luz del AAA, extendiéndose por las arterias ilíacas. Esto hace la función de *bypass* y permite disminuir la presión en la pared aórtica, produciéndose una reducción del tamaño del AAA y disminuyendo el riesgo de ruptura de la aorta. En la mayoría de los aneurismas de aorta abdominal se forma un trombo dentro del lumen (*Intraluminal Thrombus* - ILT). Los aneurismas correctamente excluidos tienden a reducirse después de la intervención EVAR. Sin embargo se pueden producir fugas dentro del saco debido a un posicionamiento indebido, desplazamiento o torsión de la prótesis.

Para asegurar que la prótesis sigue cumpliendo con su objetivo, es necesario realizar un seguimiento mediante controles con imagen CT con contraste, realizados a intervalos de uno, seis, doce meses y un año. Con el objetivo de evaluar la evolución de la protuberancia, el aneurisma debe segmentarse. La segmentación manual realizada por radiólogos entrenados es una tarea ardua y sufre de variabilidad intra- e inter- observador. Debido al bajo contraste de la región ILT con respecto a las estructuras adyacentes, la segmentación del trombo no es una tarea trivial.

La segmentación semi-automática del trombo en AAA se ha abordado en algunas ocasiones en la literatura. Los trabajos presentados en [2] y [3] necesitan delineaciones manuales para inicializar sus modelos; el método de de Bruijne *et al.* [3] necesita una posterior intervención del usuario para las zonas de desbordamiento de las fronteras del trombo. Olabariaga *et al.* [4] obtienen el lumen mediante umbralización, el cual sirve como inicialización de un modelo deformable para segmentar el trombo. La umbralización simple confunde otros tejidos no conectados por el lumen y normalmente es necesario un post-procesado para evitar estas estructuras. Además, el uso de modelos deformables necesita una optimización de un parámetro finito para obtener resultados aceptables. Zhuge *et al.* [5] presentan un algoritmo basado en *level-sets* cuya principal ventaja es la automatización y la insensibilidad paramétrica. No obstante, el tiempo requerido (del orden de minutos) es el principal inconveniente. El trabajo presentado en Borghi *et al.* [6] hace uso de segmentación por crecimiento de regiones (*region growing*) para obtener la frontera del lumen, después se realiza una delineación manual de la pared del aneurisma y obtienen un modelo 3D del aneurisma.

En este trabajo se presentan unos resultados preliminares de un nuevo algoritmo semi-automático, rápido y preciso para segmentación de AAA, tanto del lumen como del trombo. La segmentación del lumen está basada en un algoritmo de crecimiento de regiones en 3D y posterior cálculo de la línea central de la aorta. El contorno exterior del trombo se modeliza como una función radial. El

volumen de interés se transforma en coordenadas polares y la segmentación se basa en la obtención de componentes conectados para el trombo a nivel radial y de corte utilizando heurísticos basados en conocimiento *a priori* y coherencia espacial. Las funciones radiales que definen el trombo se obtienen de los componentes conectados resultantes y definen la región segmentada.

Este artículo está organizado de la siguiente forma. El algoritmo de segmentación del lumen se explica en la sección 2. En la sección 3 se explica la técnica para extraer la línea central. Posteriormente, en la sección 4, se presenta la segmentación del trombo. En el siguiente apartado se presentan los resultados y la discusión, y, por último, las conclusiones en la sección 6.

2. Segmentación del Lumen Basada en Crecimiento de Regiones

La segmentación del lumen está basada en un algoritmo de crecimiento de regiones. Inicialmente se selecciona un volumen de interés (VOI) y se reduce el ruido mediante filtrado anisotrópico. Se requiere de la selección manual de al menos una semilla en el lumen para el algoritmo de crecimiento de regiones. El algoritmo, implementado en [7], es un proceso iterativo que usa intervalos de confianza de la segmentación actual para cada vóxel. El intervalo de confianza se evalúa en una vecindad definida. Seguidamente el criterio de confianza se recalcula para la siguiente iteración. La segmentación resultante se suaviza mediante un cierre morfológico, que además rellena posibles pequeños agujeros.

3. Extracción de la Línea Central

La línea central aproxima el centroide de la región del lumen en cada corte y es una buena aproximación al esqueleto morfológico de la aorta. También sirve de punto de partida para la segmentación del trombo. Para cada corte se obtiene un único punto de la línea central, considerando que la aorta es aproximadamente perpendicular a los cortes axiales.

La extracción de la línea central se realiza corte a corte utilizando momentos de la imagen 2D. Dichos momentos proveen información sobre las características geométricas de una estructura en una imagen segmentada. Los momentos de una imagen 2D se definen como:

$$M_{p,q} = \sum_{y=0}^{Y-1} \sum_{x=0}^{X-1} x^p y^q I(x,y). \quad (1)$$

donde $I(x,y)$ es una imagen discreta. El centroide se define como el par $\left[\frac{M_{10}}{M_{00}}, \frac{M_{01}}{M_{00}} \right]$.

En cada corte, se calculan los componentes conectados y su correspondiente centroide. Entonces, se calcula la distancia euclídea entre cada centroide candidato y el centroide obtenido en el anterior corte y se elige como estructura de interés la de menor distancia. El algoritmo, descrito más abajo, da lugar a una representación de la línea central o esqueleto morfológico del lumen.

Algoritmo 1. Extracción de la línea central.

- 1: Seleccionar punto de línea central en primer corte.
- 2: Proceso iterativo: **for** todos los cortes **do**
- 3: identificar componentes conectados
- 4: **for** componentes en el corte actual **do**
- 5: calcular centroides candidatos
- 6: calcular distancias euclídeas al centroide del corte previo
- 7: **end for**
- 8: guardar el centroide candidato más próximo
- 9: **end for**

4. Segmentación del Trombo

En el presente artículo se propone modelizar el trombo de un aneurisma mediante funciones radiales en coordenadas cilíndricas. Entonces, se puede expresar el volumen de interés alrededor del lumen como:

$$\Psi = \Psi(r, \theta, z) \quad (2)$$

Para cada valor de z , es decir, para cada corte, elegimos como origen de coordenadas para estas funciones el punto correspondiente a la línea central en dicho corte. Los radios interno y externo del trombo del aneurisma pueden definirse entonces como dos contornos dados por:

$$\begin{aligned} T_{rint} &= \Psi_{rint}(\theta, z) \\ T_{rert} &= \Psi_{rert}(\theta, z) \end{aligned} \quad (3)$$

El proceso de segmentación consiste en calcular el radio interno y externo que definen T_{rmin} and T_{rmax} en cada punto, y que encierran la región correspondiente al trombo. El modelo puede verse en la Figura 1.

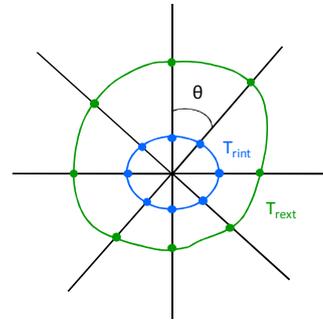


Figura 1. Modelo radial del trombo.

La conversión de coordenadas cartesianas a polares requiere realizar un *resampling* del volumen de interés (VOI). Para cada corte, se obtiene una nueva imagen, donde la coordenada X representa el radio, comenzando desde el punto de la línea central a la izquierda, y la coordenada Y representa el ángulo, comenzando desde arriba y cubriendo 360 grados. Esto puede verse en la Figura 2, donde se muestra un corte original (izquierda) junto con su correspondiente representación polar (derecha). La representación polar presenta varias ventajas. Primero, el VOI se convierte en cilíndrico (en realidad no es exactamente un cilindro puesto que la línea central no es vertical), en lugar del típico prisma rectangular, pero se trata como un volumen estándar con un *grid* rectangular. Segundo, la velocidad de los cálculos aumenta, puesto que la operación de *resampling* sólo se

realiza una vez y los cortes en coordenadas polares se procesan como imágenes 2D convencionales.



Figura 2. Corte axial (a) y la correspondiente representación polar (derecha) con el filtro mediana con umbral para el lumen y la prótesis (b). Se toma el origen a la izquierda en la línea central en cada corte para la representación polar

Para reducir el ruido, los cortes polares se filtran utilizando un filtro de mediana. Con el objeto de eliminar el lumen y la prótesis endovascular de la imagen sin afectar a los vóxeles del trombo, cada corte se umbraliza, de manera que aquellos valores superiores a un parámetro Th_{lumen} se convierten en un valor Th_{bgr} que se corresponde aproximadamente con el tejido de alrededor del trombo. En nuestros experimentos hemos elegido $Th_{lumen} = 150$ HU (*Hounsfield Units*) y $Th_{bgr} = -100$ HU. Estos parámetros pueden variarse empíricamente y, dentro de un rango bastante amplio, no afectan apenas al resultado final. El radio interior del trombo, que se corresponde con el exterior del lumen en ausencia de endoprótesis, puede calcularse entonces, comenzando desde el origen a la izquierda en la línea central, como la zona a partir de la cual aparecen valores distintos de Th_{bgr} . El filtro de mediana, elimina los pequeños huecos que pudieran existir.

La localización del radio exterior del trombo en cada corte se consigue mediante un análisis local basado en dos conceptos: componentes conectados radiales (RCC o *Radial Connected Components*) y componentes conectados en el corte (SCC o *Slice Connected Components*). Definimos un RCC como un componente conectado en una línea de un corte en coordenadas polares y un SCC como un componente conectado en un corte en polares. Estos componentes conectados se almacenan utilizando codificación *run-length*.

Inicialmente, se realiza un análisis línea a línea en cada corte para crear una imagen que contiene los RCCs de ese corte. Se crea un RCC para los píxeles consecutivos en una misma línea que siguen un cierto criterio de pertenencia. Como criterio, se utiliza la diferencia absoluta respecto a la media, con un valor umbral Th_{RCC} (en nuestros experimentos $Th_{RCC} = 20$ HU). En el proceso se calcula además el radio interior del trombo como se ha mencionado anteriormente. Por tanto el algoritmo para crear los RCCs es el siguiente:

Algoritmo 1. Extracción de la línea central.

- 1: Posicionarse en el origen del primer corte polar (esquina superior izquierda)
 - 2: Proceso iterativo: **for** todos los cortes polares **do**
-

- 3: **for** todas las filas en el actual corte polar **do**
 - 4: crear nuevo RCC e insertar primer píxel de la fila
 - 5: **for** todos los píxeles en la fila actual **do**
 - 6: **if** (intensidad(píxel) \in rango intensidades(RCC)) **then** insertar píxel en RCC actual
 - 7: **else** crear nuevo RCC e insertar píxel actual
 - 8: **end if**
 - 9: calcular y almacenar radio interno del trombo para la fila actual
 - 10: **end for**
 - 11: **end for**
 - 12: **end for**
-

Posteriormente, se procede a filtrar los RCCs, para seleccionar los candidatos a pertenecer al trombo. Primero, se eliminan aquellos valores que no están en el rango $Th_{low}-Th_{high}$. En nuestros experimentos hemos elegido $Th_{low} = 0$ HU y $Th_{high} = 200$ HU, que son umbrales conservadores para la pertenencia al trombo, válidos para la mayoría de imágenes. Además, aquellos RCCs que no comienzan a partir de una distancia d_{max} desde el radio externo del lumen también se eliminan. Este segundo criterio se basa en que si existe trombo, este debe ser casi contiguo a la zona umbralizada anteriormente para el lumen y endoprótesis. En nuestros experimentos hemos tomado como distancia $d_{max} = 5$ mm, también de manera bastante conservadora.

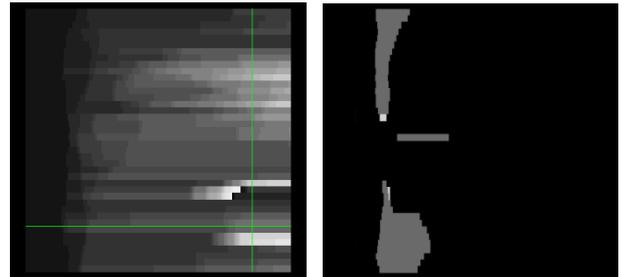


Figura 3. RCCs (izquierda) y RCC filtrado (derecha). Los RCCs encontrados a lo largo de cada fila se muestran con diferente color representando su etiqueta.

Los SCCs se calculan de manera similar, utilizando conectividad simple y el mismo criterio de intensidades que para los RCCs. Cada SCC mantiene una lista de los RCCs que contiene. Los SCCs se utilizan para filtrar los RCCs candidatos a pertenecer al trombo utilizando información de coherencia espacial en cada corte. Primero, los SCCs (y sus correspondientes RCCs) que contienen menos de N_{min} píxeles (en los experimentos $N_{min} = 10$) se descartan, puesto que no son significativos. Teniendo en cuenta que la mayoría de los RCCs candidatos en este momento deben pertenecer al trombo, los SCCs se filtran por la posición de su centroide. Se calcula la posición de los centroides de todos los RCCs candidatos en el corte actual y después se obtiene el valor mediano. Después, se calculan la distancia de los centroides de cada SCC en ese corte al valor mediano obtenido anteriormente. Si la distancia es mayor que $d_{centroid}$ (en los experimentos $d_{centroid} = 20$ mm), entonces ese SCC se elimina completamente.

Los valores iniciales para T_{rint} y T_{rest} se obtienen tomando para cada fila en todos los cortes el primer índice del

primer RCC y el último índice del último RCC en esa fila (se asume que los RCCs restantes tras el filtrado pertenecen al trombo). Esto resulta en una buena aproximación al radio externo del trombo, excepto en ciertas áreas donde la región del trombo invade estructuras adyacentes, y que representan una discontinuidad en T_{ext} (ver Figura 5 izda.).

Para resolver este problema, se impone una restricción de continuidad sobre T_{ext} . Los puntos del contorno que forman parte de la discontinuidad se descartan y sus valores radiales se interpolan linealmente respecto a los valores de radio adyacentes considerados válidos.

5. Resultados y discusión

El método se ha probado con un conjunto de datos reales con contraste obtenidos con un escáner CT LightSpeed16 (GE Medical Systems, Fairfield, CT, USA) con una resolución de vóxel de 512x512x354 y una resolución espacial de 0.725x0.725x0.8 mm. El proceso comienza seleccionando manualmente dos puntos semilla dentro del lumen en la vista axial, definiendo los límites de la región del trombo en dirección axial (Figura 4). Posteriormente se extrae la línea central, la cual se usa como origen para la representación polar en un área de radio 10 mm al rededor de la línea. Finalmente, se obtiene la función radial que define la segmentación del trombo.

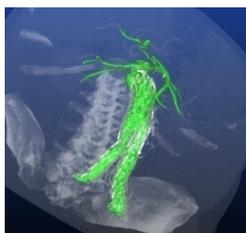


Figura 4. Segmentación del Lumen

En la Figura 5 se pueden ver los resultados iniciales del método de segmentación del trombo, donde se muestra el contorno inicial estimado para el trombo y el corregido. La segmentación del trombo muestra resultados prometedores en la definición del contorno externo, excluyendo estructuras adyacentes de densidad muy similar, evitando así fugas en la segmentación. Una de las principales ventajas es su coste computacional. El proceso tarda 20 s para procesar 80 cortes en un Pentium Core 2 Quad a 2.4 GHz. Sin embargo, el algoritmo requiere algunas mejoras, ya que hemos observado una subestimación del radio en algunos lugares identificados como fugas (Figura 5, derecha).

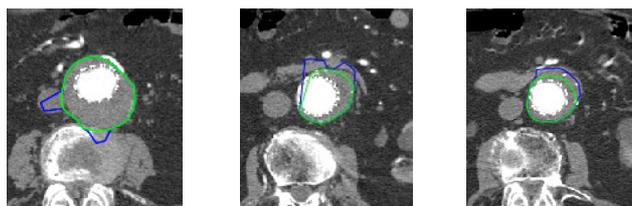


Figura 5. Corrección (verde) del radio externo inicial del trombo (azul). Corrección adecuada (izquierda y centro) y subestimación (derecha).

6. Conclusiones

En el presente artículo se ha desarrollado una nueva técnica para segmentación semiautomática de Aneurismas de Aorta Abdominal en imágenes CT. El lumen se obtiene aplicando un algoritmo de crecimiento de regiones, de donde se extrae la línea central, la cual se usa como origen de una representación en coordenadas polares de los cortes de entrada. El trombo se modeliza en cada corte mediante funciones radiales con origen en la línea central obtenida. La función para el radio externo del trombo se obtiene a partir de un análisis local, a nivel de corte, de componentes conectados obtenidos mediante heurísticos basados en conocimiento *a priori* de la localización, tamaño e intensidad del trombo en la imagen.

El algoritmo se ha probado inicialmente con datos CT reales y los resultados son prometedores. Se obtienen segmentaciones precisas en áreas donde resulta difícil distinguir a simple vista el contorno exterior del trombo respecto a estructuras adyacentes. El trabajo futuro se orientará a mejorar el modelo del trombo, a ajustar los parámetros del proceso para un gran número de volúmenes y reducir el número de estos parámetros y a validar la segmentación mediante la comparación con segmentaciones manuales y otros métodos.

Agradecimientos

El presente trabajo ha sido cofinanciado por el Gobierno Vasco a través del programa INTEK y por las empresas Bilbomática S.A. y eMedica S.L.

Referencias

- [1] Upchurch, G.R., Jr., Schaub, T.A.: Abdominal Aortic Aneurysm. *In Am Fam Physician*, 73(7):1198-204 (Apr 2006)
- [2] Subasic, M., Loncaric, S., Sorantin, E.: 3D Image Analysis of Abdominal Aortic Aneurysm. *In Proc. SPIE Medical Imaging*, 4684: 1681-1689 (2002)
- [3] de Bruijne, M., van Ginneken, B., Viergever, M.A., Niessen, W.J.: Interactive Segmentation of Abdominal Aortic Aneurysms in CTA Images. *Medical Image Analysis*, 8(2): 127-38 (2004)
- [4] Olabarriga, S.D.; Rouet, J.-M., Fradkin, M., Breeuwer, M.; Niessen, W.J.: Segmentation of Thrombus in Abdominal Aortic Aneurysms from CTA with Nonparametric Statistical Grey Level Appearance Modelling. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 24(4): 477- 485 (2005)
- [5] Zhuge, F., Rubin, G.D., Sun, S., Napel, S.: An Abdominal Aortic Aneurysm Segmentation Method: Level-set with Region and Statistical Information. *Med Phys*, 33 (5):1440-1453 (May 2006)
- [6] Borghi, A., Wood, N.B., Mohiaddin, R. H., Xu, X.Y.: 3D Geometric Reconstruction of Thoracic Aortic Aneurysms. *Radiology and Surgery*, 1191: 213-217. (1999)
- [7] Ibanez, L., Schroeder, W., Ng, L., Cates, J.: The ITK Software Guide. Kitware Inc. (2003) (ISBN: 1-930934-10-6)