

Un Algoritmo basado en Grafos para la Detección Automática de la Luz Arterial en Imágenes Ultrasonográficas

Felix Calderon^{a,*}, Sergio Rogelio Tinoco-Martínez^a, Jaime Carranza-Madrigal^b

^aDivisión de Estudios de Posgrado Facultad de Ingeniería Eléctrica

^bEscuela de Enfermería y Salud Pública

Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo

Santiago Tapia 403 Colonia Centro

Morelia, Michoacán, México C. P. 58000

Resumen

Las enfermedades cardiovasculares se han convertido en la primera causa de fallecimientos en México y en el mundo. La medición de la íntima-media carotídea y del diámetro de la luz humeral en imágenes de ultrasonido, son la base de dos de las pruebas destacadas para el diagnóstico temprano de este tipo de enfermedades. En este trabajo se presenta una metodología completamente automática para la detección de la luz arterial en ultrasonografías, necesaria en las pruebas citadas; basada en grafos y detección de bordes. El grafo se crea con los puntos intermedios entre los bordes y, su árbol de expansión mínima, permite segmentar la luz arterial correcta, aplicando sobre las rutas internas del grafo un criterio de selección de longitud y otro de oscuridad. En 294 imágenes, se obtuvo un error promedio en la detección de la interfaz entre el lumen de la arteria humeral y la capa íntima de su pared cercana de $13.9 \mu\text{m}$, con una desviación estándar de $12.3 \mu\text{m}$; y, para la misma interfaz en la pared arterial lejana, de $15.4 \mu\text{m}$, con una desviación estándar de $15.0 \mu\text{m}$. La comparación del desempeño de nuestro algoritmo se realizó contra los resultados presentados en la literatura reciente para técnicas tanto automáticas como semi-automáticas en esta área, a las cuales supera en precisión. Copyright © 2013 CEA. Publicado por Elsevier España, S.L. Todos los derechos reservados.

Palabras Clave: Detección automática, ultrasonografía, carótida, humeral, luz arterial, grafos, ajuste polinomial

1. Introducción

Las enfermedades cardiovasculares son la causa principal de fallecimientos en el mundo. La O.M.S. (Organización Mundial de la Salud, 2011) informa que, sólo en 2004, las muertes originadas por estos padecimientos llegaron a los 17.1 millones de personas, lo cual representa el 29% de todos los decesos registrados en nuestro planeta. Además, la O.M.S. calcula que para el año 2030 morirán cerca de 23.6 millones de personas a causa de este tipo de enfermedades. En México, el Consejo Nacional de Población (CONAPO) indica que, del año 1980 al año 2007, las enfermedades cardiovasculares representaron la primera causa de muerte entre la población en general, llegando a originar hasta el 21.2% del total de casos fatales registrados oficialmente (Secretaría General del Consejo Nacional de Población, 2010).

Se han desarrollado diversas pruebas para determinar factores de riesgo cardiovasculares. Se destacan dos de ellas en

especial debido, entre otros factores, a que son procedimientos no invasivos ya que utilizan imágenes de ultrasonido para el diagnóstico. La primera de estas pruebas, denominada *IMT* (*Intima-Media Thickness*) (Amato et al., 2007), consiste en tomar una imagen ultrasónica de la arteria carótida para detectar y cuantificar el grado de engrosamiento de las dos capas más internas que la conforman; denominadas íntima y media, respectivamente (ver Fig. 1). La segunda prueba, que referiremos en este trabajo como *FEAH* (*Función endotelial de la arteria humeral*) (Celermajer et al., 1994; García-Barreto et al., 2003), consiste de manera resumida, en ejercer sobre la arteria humeral una presión de al menos 30 mm de mercurio por encima de la presión arterial sistólica máxima que presente el paciente al momento de efectuar la prueba. La presión ejercida se sostiene durante 5 minutos aproximadamente, para luego comparar el diámetro de la luz o lumen arterial en varias imágenes ultrasónicas tomadas antes y después de la presión ejercida. Si la dilatación arterial encontrada en la *FEAH*, comparando el antes y el después del estímulo de presión, es inferior al 10% o, si el grosor máximo encontrado en la *IMT* es mayor a 1.78 mm (o también si el grosor medio encontrado es mayor a 1 mm), se

*Autor en correspondencia.

Correos electrónicos: calderon@umich.mx (Felix Calderon),
stinoco@dep.fie.umich.mx (Sergio Rogelio Tinoco-Martínez),
jcmavocat@yahoo.com.mx (Jaime Carranza-Madrigal)

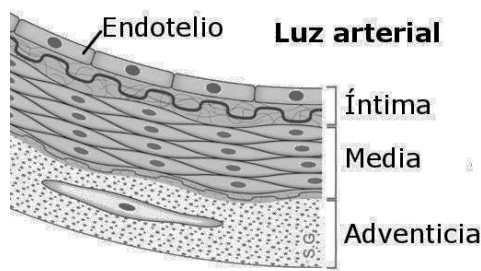


Figura 1: Corte transversal que muestra las capas que conforman una arteria.

diagnostica un riesgo eminente de enfermedad cardiovascular.

Por lo tanto, dado que la capa íntima-media inicia en el borde de la luz arterial, para la *IMT*; y dado que el cálculo del diámetro del lumen de la arteria humeral es fundamental, para la *FEAH*; el presente trabajo se desarrolla con el objetivo de apoyar el diagnóstico automático en estas dos pruebas. Para tal fin, se pretende proporcionar la detección automática de la luz arterial (carotídea o humeral) en imágenes de ultrasonido tomadas a pacientes en diagnóstico de enfermedades cardiovasculares; con la finalidad de acelerar el proceso de diagnóstico, así como facilitar -en la medida de lo posible- la interpretación de este tipo de imágenes por un proceso automático dirigido por una persona no experta.

Sumado a lo anterior se espera, en un futuro cercano, extender la detección no supervisada del lumen arterial a la detección de las propias capas íntima y media, para determinar también su grosor en la *IMT*; así como realizar el cálculo de la dilatación detectada en la *FEAH*, a fin de emitir automáticamente una opinión sobre el factor de riesgo cardiovascular del paciente en estudio.

2. Trabajo previo

Las técnicas para detectar la luz arterial en una imagen de ultrasonido se han aplicado principalmente como un primer paso en la prueba *IMT* sobre la arteria carótida (un segundo paso consistirá en calcular el propio grosor de las capas íntima y media, basándose en la segmentación anterior). Para lograr su objetivo estas técnicas emplean diversos métodos, de los cuales se mencionarán a continuación los más utilizados en la investigación en el área. En (Molinari et al., 2010a) se presenta una revisión más a detalle de los métodos que a continuación se citan.

Cabe señalar que en el presente artículo no se mencionan técnicas en tres dimensiones debido a que su complejidad computacional las aleja de su ejecución en tiempo real o cercana a éste, uno de los objetivos de la técnica nueva que proponemos. De la misma manera, no se refieren técnicas basadas en el ultrasonido intravascular (*IVUS - Intravascular Ultrasound*) (Reid et al., 2012), por ser una metodología invasiva que se emplea usualmente en pacientes en estado crítico o que se encuentran en una etapa de examen previa a una intervención quirúrgica, con la cual no trabaja de forma normal el centro de diagnóstico

que nos proporciona las imágenes de ultrasonido en las que se basa nuestra investigación.

Los primeros enfoques para la segmentación del vaso arterial en una ultrasonografía se basaron en detección de bordes (Pignoli and Longo, 1988; Touboul et al., 1992); y, posteriormente, en el gradiente de la imagen (Liguori et al., 2001; Stein et al., 2005; Faita et al., 2008).

En una ultrasonografía el lumen arterial se puede observar como una región oscura rodeada por franjas brillantes. Las franjas conformarán bordes si se considera el perfil de intensidad de los píxeles. Los métodos basados en detección de bordes ubican dichas franjas brillantes (o bordes) y determinan que la luz de la arteria se conforma como el espacio existente entre éstas. Las técnicas basadas en gradiente consideran las transiciones en el gradiente de la imagen que estas franjas originan, e intentan ubicar un patrón ideal de los cambios (en el gradiente) que corresponderían al vaso de una arteria.

Las técnicas en estas categorías son muy veloces en su cálculo, generalmente; pero se ven afectadas de forma importante por el ruido y la morfología de la arteria. Además, carecen de una automatización completa (requieren de intervención manual para señalar la región a analizar en la ultrasonografía, a fin de obtener buenos resultados).

Algunos enfoques a la solución del problema (Schmidt and Wendelhag, 1999; Wendelhag et al., 1997, 1992, 1991) aplican la programación dinámica y combinan linealmente mediciones ponderadas múltiples (la intensidad de los píxeles, la intensidad del gradiente y la continuidad de los bordes) a fin de establecer una función de costo que permita determinar si un píxel forma parte de la interfaz entre el lumen y las paredes arteriales. Revisados cada uno de los píxeles que conforman la imagen, y determinados aquéllos que pertenecen a dicha interfaz, la luz detectada se encontrará entre los píxeles correspondientes a ambas paredes de la arteria. Los pesos para optimizar la función de costo se obtienen entrenando el sistema con información de referencia (un conjunto inicial de ultrasonografías segmentadas manualmente por expertos).

Para reducir el costo computacional de esta metodología existen algunos trabajos que proponen aplicar la programación dinámica sobre la ultrasonografía a diferentes escalas de tamaño, a fin de ubicar la posición global de la arteria a una escala mayor y refinar su ubicación en una escala más pequeña (Liang et al., 2000).

Las propuestas en este grupo tienen como desventaja la necesidad de entrenamiento del sistema, el cual también es necesario cada vez que se cambia el escáner ultrasónico empleado (dado que las características medidas que conforman la función de costo dependen de éste). La gran ventaja con que cuentan, una vez entrenado el sistema, consiste en que son automatizadas completamente; lo cual limita la gran variabilidad en los resultados (Wendelhag et al., 1996; Furberg et al., 1994), debida a las habilidades y al cansancio del operador. Por otra parte, el ruido en la imagen también afecta notoriamente a las propiedades medidas en la ultrasonografía en que se basa la función de costo y, por tanto, a ésta en general.

Los contornos paramétricos activos (Williams and Shah, 1992; Xu et al., 2001; Kass et al., 1988; Ronfard, 1994; Bla-

ke and Isard, 2000; Cohen, 1991), también llamados *serpientes*, son otro tipo de metodología empleada en la segmentación arterial en una imagen de ultrasonido, y son una de las técnicas que más propuestas tiene por parte de los equipos de investigación en el área (Loizou et al., 2007; Molinari et al., 2010b; Gutierrez et al., 2002; Cheng et al., 2002; Delsanto et al., 2007; Molinari et al., 2008).

Debido a que el límite entre la íntima y la luz arterial se puede distinguir bien en la imagen de ultrasonido, resulta factible adaptar un modelo lineal deformable a dicha frontera. La formulación de la serpiente consiste en una combinación de energías internas y externas que constituyen una función de energía global. Las energías internas evitan que la serpiente se enrolle o curve excesivamente, y las externas dependen de características relevantes de la imagen como bordes, líneas, puntos, etc. La serpiente se puede pensar como un conjunto de vértices conectados por segmentos de línea que evolucionan bajo la acción de diferentes fuerzas; un proceso dinámico cuyo objetivo es minimizar la función de energía global, alcanzando el equilibrio entre las fuerzas involucradas.

La mayoría de los trabajos adoptan la formulación de la serpiente presentada en (Williams and Shah, 1992), pero también se emplean otras (Lobregt and Viergever, 1995; Cheng et al., 2002; Cohen, 1991; Lai and Chin, 1995; Xu and Prince, 1997, 1998). El trabajo publicado en (Loizou et al., 2007) proporciona un resumen muy completo del desempeño de las serpientes en la segmentación arterial carotídea.

El uso de las serpientes es muy sensible al ruido en la imagen y conlleva la necesidad de afinar los parámetros de optimización de la función de energía global. Además, la serpiente resultante depende de los puntos elegidos inicialmente así como del número de puntos que la constituyan. Por último, los trabajos que emplean esta herramienta no son automáticos completamente.

Otra propuesta para localizar de manera automática el lumen arterial en una ultrasonografía es el cálculo de estadísticas locales (Delsanto et al., 2007, 2005). Los autores proponen agrupar, en un histograma bidimensional, el valor promedio y el valor de la desviación estándar locales a una ventana deslizante, de 10 por 10 píxeles, que recorra toda la imagen de ultrasonido. Bajo la suposición de que los píxeles del lumen arterial son negros idealmente, y que están rodeados por otros píxeles negros, las estadísticas locales a una ventana de dichos píxeles deberían tener un promedio y desviación estándar de sus valores de intensidad muy bajos. Por tanto, la detección de los píxeles en el área correspondiente al lumen arterial es posible automáticamente, estableciendo un umbral de aceptación/rechazo en los valores del promedio y la desviación estándar calculados para la ventana respectiva a cada píxel de la imagen de ultrasonido.

Como esta técnica es parte de una prueba *IMT*, a continuación se revisa el perfil de intensidad de los píxeles en la ultrasonografía, por columnas y de abajo hacia arriba; esto es, de mayor a menor profundidad de los tejidos según presenta el ultrasonido. El primer máximo local encontrado en esta revisión, indica la posición de la capa adventicia de la pared lejana de la arteria y, el siguiente máximo local, indica el de la pared cercana. Para que ambos puntos se tomen como válidos, deben estar

separados por puntos correspondientes al lumen arterial anteriormente localizados.

Cabe señalar que, con base en esta propuesta de cálculo de estadísticas locales, establecimos el *criterio de obscuridad* que se expone en el apartado 3.4, como parte de nuestra metodología de detección del lumen arterial.

A fin de mejorar el desempeño de la técnica anterior, varias propuestas introducen un paso extra posterior a la ubicación de la capa adventicia de ambas paredes arteriales (Molinari et al., 2008; Delsanto et al., 2006). Los puntos ubicados de esta capa en ambas paredes de la arteria, definen una región de interés (*ROI - Region Of Interest*) cuyos píxeles se agrupan en lumen, íntima-media o adventicia; empleando un clasificador de *K-medias* difuso. Los bordes entre el agrupamiento lumen e íntima-media se emplean como inicialización para serpientes que refinan la detección de los bordes del vaso arterial.

La detección del lumen de la arteria también se ha intentado modelando la intensidad de los píxeles y el ruido speckle que conforman la ultrasonografía, por medio de distribuciones de probabilidad. Teniendo señalada una *ROI* que incluya las capas íntima y media de las paredes arteriales, se formula una estrategia de segmentación basada en un modelo de mezcla de distribuciones de Nakagami -la cual modela de forma efectiva la señal de radiofrecuencia del ultrasonido (Shankar et al., 2003; Shankar, 2003a,b)- y optimización estocástica. El modelado de las señales de radiofrecuencia en la *ROI* se realiza como una mezcla de tres distribuciones de Nakagami, bajo la suposición de que el lumen corresponde a la distribución con media más pequeña, la *IMT* corresponde localmente a la mezcla, y que la adventicia corresponde localmente a la distribución con media más grande (Destremes et al., 2009).

El modelo propuesto se calcula con el algoritmo de maximización de la esperanza (*EM*) (Dempster et al., 1977), y la segmentación se realiza con las distribuciones calculadas y un modelo estadístico genérico de una capa íntima-media sana, empleando una variante del algoritmo de exploración/selección.

La ventaja principal de esta propuesta es que se reportan buenos resultados, pero tiene las inconveniencias de requerir la disponibilidad de la señal de radiofrecuencia del ultrasonido; de que, debido a la suposición de que la adventicia corresponde a la distribución con mayor media, difícilmente es aplicable sobre una ecografía que presente una arteria con alguna patología; y de que requiere intervención manual (aunque mínima) de un experto, para su aplicación.

La transformada de Hough permite la detección confiable de formas definidas matemáticamente, principalmente líneas y circunferencias, en imágenes con ruido (Hough, 1962). Aprovechando las líneas dominantes que presenta la interfaz entre el lumen y las paredes arteriales en ultrasonografías longitudinales, se plantea delinear esta interfaz empleando dicha transformada (Golemati et al., 2005, 2007, 2004; Stoitsis et al., 2008). Con relación a imágenes transversales, lo que se delinea es la circunferencia correspondiente a la misma interfaz entre la luz y las paredes arteriales.

Aunque el procedimiento de segmentación basado en la transformada Hough es confiable y veloz, la limitante del enfoque consiste en la necesidad de que el vaso arterial se presente en

la imagen de ultrasonido en forma recta y horizontal. Cualquier otro tipo de morfología impedirá que la transformada reconozca las líneas dominantes correctas.

De manera reciente, se propone un enfoque integrado para la realización totalmente automatizada de la prueba *IMT* (Molinari et al., 2010b). La técnica se conforma de un módulo para segmentar el vaso arterial y un procedimiento para la medición de la capa íntima-media a partir de la segmentación.

El primer módulo detecta los máximos locales en la intensidad de los píxeles en cada columna de la imagen de ultrasonido. Luego, se aplica un discriminante lineal a los máximos detectados, manteniendo solamente aquéllos que se ubican en las paredes de la arteria (*puntos semilla*). En forma posterior, se conectan los puntos semilla para formar segmentos de línea. A continuación, un procedimiento inteligente elimina segmentos de línea cortos o falsos y conecta aquéllos que están alineados y cercanos entre sí. Los segmentos de línea que aún sobreviven se analizan en pares, a fin de encontrar los que comprenden el lumen arterial.

Para refinar la localización de la luz y las capas arteriales, se analiza la imagen de ultrasonido por columnas, nuevamente. Con base en su intensidad, los píxeles en cada columna se agrupan en lumen, íntima-media o adventicia; empleando un clasificador de *K*-medias difuso. Los puntos en la transición entre los grupos lumen e íntima-media se consideran los límites de la luz arterial.

Finalmente, la metodología que se propone en el presente trabajo es completamente automática y se basa en la detección de bordes de la ultrasonografía y el empleo de grafos. Se aplica también la suposición de que el lumen arterial, en promedio con relación a la intensidad de los píxeles que lo conforman, es una zona más oscura que el resto de los tejidos (*criterio de oscuridad* -descrito en el apartado 3.4-) y que su longitud es considerable con relación a la imagen completa (*criterio de longitud* -ver subsección 3.4-). Por otra parte, para robustecer la metodología contra el ruido, se recurre a un ajuste polinomial al momento de refinar la detección de los bordes de las paredes arteriales.

Una última ventaja de nuestra propuesta consiste en el hecho de que los bordes detectados de la luz del vaso de la arteria se determinan como funciones polinomiales.

3. Metodología propuesta

Para el desarrollo de este trabajo se cuenta con imágenes de ultrasonido proporcionadas por el Centro de Diagnóstico Médico *Centro Unión*, ubicado en la ciudad de Morelia, Michoacán (México). Las imágenes corresponden a 184 pacientes en análisis de factores de riesgo cardiovasculares y consisten (por cada individuo) en 2 ultrasonografías de la arteria carótida y 4 pertenecientes a la arteria humeral (2 previas y 2 posteriores a la estimulación de presión sobre la arteria en la *FEAH*).

Todas las imágenes presentan una resolución de 640 píxeles de ancho por 480 píxeles de alto, en escala de 256 niveles de gris; además, se manipulan en formato de archivo *DICOM* (*Digital Imaging and Communications in Medicine*) (ISO, 2006).

En ausencia de placa de ateroma, el ultrasonido de modo-B muestra la pared arterial como un patrón regular que se correlaciona con las capas anatómicas. En la ecografía la luz arterial se observa como una zona oscura flanqueada en su parte superior e inferior por áreas mucho más claras. En la Fig. 2 se muestra un ejemplo de ultrasonografía, con el vaso y la luz arterial señalados.

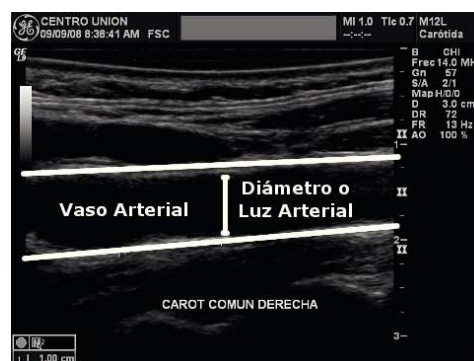


Figura 2: Imagen de ultrasonido de una arteria.

El problema principal para la detección del lumen arterial en una ultrasonografía es el ruido existente en la imagen. La forma principal de ruido en las imágenes formadas empleando el ultrasonido, se denomina *speckle*. En esencia, el ruido *speckle* es un tipo de ruido multiplicativo correlacionado localmente, producido por la interferencia constructiva o destructiva entre las ondas ultrasónicas reflejadas, refractadas o absorbidas por el tejido del que se toma la imagen. El trabajo publicado en (Loizou and Pattichis, 2008) presenta una revisión detallada sobre el ruido *speckle* en ultrasonografías arteriales. Cabe señalar que la metodología para detectar la luz arterial que se propone en este trabajo, no requiere el filtrado de ruido.

Otros factores problemáticos en el análisis de las imágenes de ultrasonido son que la calidad general de la imagen adquirida depende tanto del escáner empleado como de la pericia del operario del mismo, y que la variabilidad en la morfología del vaso normal y su apariencia bajo alguna patología es muy alta.

Por otro lado, resulta importante agregar que la ultrasonografía capta las capas musculares que rodean a la arteria, tejidos que también se pueden llegar a observar con el mismo patrón señalado para el vaso arterial; dando pie a posibilidades de confusión y a dificultar, aún más, el proceso de detección del lumen arterial.

A continuación presentamos los pasos que conforman la metodología que proponemos para detectar de forma automática la luz arterial carotídea o humeral en imágenes de ultrasonido.

3.1. Recorte automático de la imagen de ultrasonido

Las imágenes de ultrasonido en modo-B requieren de recorte para eliminar el recuadro negro que rodea a los tejidos y que contiene tanto los datos del paciente como los del dispositivo con el que se adquirió la imagen. Si el formato de archivo

de la imagen es *DICOM*, el campo *SequenceOfUltrasoundRegions* contiene cuatro subcampos que señalan la ubicación de la representación del ultrasonido, es decir, los tejidos del paciente. Así pues, empleando los subcampos *RegionLocation* (con los sufijos específicos x_{min} , x_{max} , y_{min} y, por último, y_{max}) se puede realizar el recorte directamente a fin de extraer la parte de la imagen que contiene los tejidos de interés.

En nuestro caso, los campos de localización en la cabecera *DICOM* referidos no existen en las imágenes con que contamos por lo que, mediante cálculo de histogramas, realizamos automáticamente el proceso de recorte requerido. Se mantiene únicamente el área de interés, es decir, la zona de tejidos del paciente.



Figura 3: Ecografía arterial recortada.

Definimos una imagen I como un conjunto de píxeles $I(p_i)$, el cual representa el tono de gris en un punto, de coordenadas $p_i = [x_i, y_i]^T$, sobre la rejilla P de la imagen de tamaño $N_{Cols} \times N_{Filas}$. La Fig. 3 presenta la imagen resultante del proceso de recorte automático a la cual nos referiremos como la imagen original I .

3.2. Detección de bordes y opciones de luz arterial

El primer paso de nuestro algoritmo consiste en la detección de bordes, suponemos que el lumen arterial se presenta como una zona oscura flanqueada arriba y abajo por áreas mucho más claras. Proponemos detectar los bordes de la imagen I , utilizando el algoritmo de detección de bordes de Canny (Canny, 1986).

Los bordes detectados por el algoritmo de Canny los representaremos como el conjunto B , el cual contiene N_B puntos de coordenadas $b_i = [x_i, y_i]^T$ tales que:

$$B = \{b_i \in P \mid g(b_i) = 1, \forall b_i \in P\} \quad (1)$$

donde g es una imagen binaria del mismo tamaño que I , con la información de los bordes detectados; la cual se define en (2).

$$g(b_i) = g(x_i, y_i) = \begin{cases} 1 & \text{si } b_i \text{ es un borde,} \\ 0 & \text{si no.} \end{cases} \quad (2)$$

En la Fig. 4 se muestra la imagen binaria g , resultado de aplicar el algoritmo de Canny a la imagen de la Fig. 3.

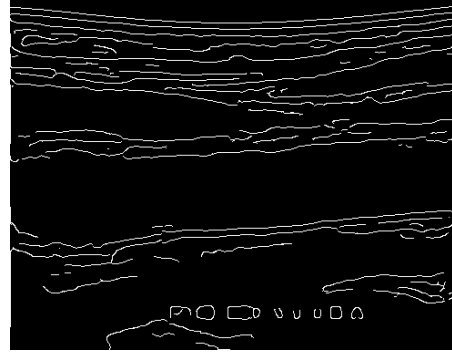


Figura 4: Bordes detectados resultado de aplicar el algoritmo de Canny sobre la imagen de la Fig. 3.

El siguiente paso del proceso consiste en analizar una columna c de la imagen g , la cual luce como un vector de 0's y 1's tal como muestra (3).

$$g(c, \dots) = [0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, \dots]^T \quad (3)$$

Una alternativa que utilizaremos para hacer la representación de bordes, es almacenar las coordenadas en un arreglo ordenado así, para la columna de bordes correspondiente a (3), tendremos una representación dada por (4).

$$\begin{aligned} \hat{B}_c &= \{[c, 3]^T, [c, 5]^T, [c, 9]^T, [c, 13]^T, [c, 16]^T, \dots\} \\ &= \{\hat{b}_k, \hat{b}_{k+1}, \hat{b}_{k+2}, \dots\} \end{aligned} \quad (4)$$

y una representación ordenada de todos los bordes de la imagen I , equivalente al conjunto B dado por (1), será (5).

$$\begin{aligned} \hat{B} &= \{\hat{B}_1, \hat{B}_2, \dots, \hat{B}_c, \dots, \hat{B}_{N_{Cols}}\} \\ &= \{\hat{b}_1, \hat{b}_2, \hat{b}_3, \dots, \hat{b}_k, \hat{b}_{k+1}, \hat{b}_{k+2}, \dots\} \end{aligned} \quad (5)$$

Con esto tenemos un par de puntos $\langle \hat{b}_i, \hat{b}_{i+1} \rangle$ en cada columna en la imagen de bordes, candidatos a ser las fronteras de la luz arterial.

Para disminuir el número de opciones factibles de ser seleccionadas como la luz arterial verdadera, encontradas hasta el momento, descartamos las parejas de puntos borde consecutivos cuyas distancias de separación sean inferiores a un umbral preestablecido A_{Min} . Para determinar este umbral, observamos que en poco más del 99% de las imágenes con que contamos de la arteria humeral (no se consideran las imágenes de la arteria carótida puesto que presenta un ancho mayor a la humeral), el diámetro del lumen medido por el médico radiólogo es mayor o igual a 20 píxeles, por lo que establecemos este valor como el umbral referido $A_{Min} = 20$ píxeles.

Basados en el conjunto ordenado de puntos $\hat{B} \equiv B$, definimos el conjunto de puntos de opciones factibles de ser seleccionadas como la luz arterial verdadera, B_L , de la manera siguiente:

$$B_L = \{\hat{b}_1, \hat{b}_2, \dots, \hat{b}_i, \hat{b}_{i+1}, \dots \mid (\hat{y}_{i+1} - \hat{y}_i) \geq A_{Min}, \hat{x}_i = \hat{x}_{i+1}\} \quad (6)$$

El conjunto B_L es un subconjunto del conjunto de bordes B , lo cual permite reducir el universo de búsqueda del lumen.

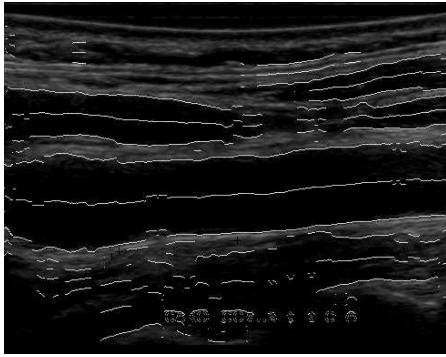


Figura 5: Puntos de los conjuntos B_L y V , sobreimpuestos en la imagen original de la Fig. 3, empleando un umbral $A_{Min} = 20$ pixeles.

Definimos el conjunto V de puntos a la mitad de los posibles bordes del lumen, dados por el conjunto B_L , como:

$$V = \{v_i \mid v_i = \frac{\hat{b}_i + \hat{b}_{i+1}}{2}, \hat{x}_i = \hat{x}_{i+1}, \forall \hat{b}_i \in B_L\} \quad (7)$$

así, para un punto v_i existirá un par asociado $\langle \hat{b}_i, \hat{b}_{i+1} \rangle$ tal que $\hat{b}_i < v_i < \hat{b}_{i+1}$, y los tres estarán en una misma columna de la imagen g . Esta información será importante para calcular el criterio de oscuridad de la subsección 3.4.

La Fig. 5 muestra los puntos del conjunto B_L y los puntos en V , sobreimpuestos en la imagen original de la Fig. 3. Los puntos del conjunto V son las opciones factibles de ser seleccionadas como el centro de la luz arterial real. Para los puntos V haremos un proceso de segmentación basado en árbol de expansión mínima que se explica en la subsección siguiente.

3.3. Segmentación basada en árbol de expansión mínima

La etapa siguiente de nuestro algoritmo construye un grafo no dirigido $G = \{V, A\}$, a partir del conjunto de puntos V definido en (7). El conjunto V representará los nodos y el conjunto A las aristas del grafo. Inicialmente supondremos que todos los nodos están conectados, por lo cual, el número de aristas corresponderá a las $[N \times (N - 1)]/2$ posibles conexiones entre los N nodos (no se conecta un nodo consigo mismo). El *peso* de cada arista A_{ij} , será la distancia euclidiana $d(v_i, v_j)$ entre los puntos del conjunto V , que ésta conecta.

A continuación hacemos la segmentación y clasificación del grafo utilizando el peso $d(v_i, v_j)$, para ello calcularemos el *árbol de expansión mínima* para el grafo G , mediante el algoritmo de Kruskal (Joseph B. Kruskal, 1956). El árbol de expansión mínima $G^+ = \{V, A^+\}$ es un subgrafo de G ; en el cual el conjunto de nodos se mantiene, pero el número de aristas $|A^+|$ se reduce a las $N - 1$ seleccionadas por el algoritmo de Kruskal. Cabe mencionar que este algoritmo genera una ruta entre un nodo inicial y un nodo final (conectando a todos los nodos del grafo), de tal suerte que la longitud de la ruta tiene una distancia mínima. En la Fig. 6 se presenta el árbol de expansión mínima del grafo.

Dado el árbol de expansión mínima G^+ , todas las trayectorias que pueden ser el centro de la luz arterial estarán conectadas, tal como se muestra en la Fig. 6. Con la finalidad de

poder segmentar la trayectoria que es el centro de la luz real, definimos en (8) el conjunto S , de N_G subgrafos conectados que resultan de segmentar el árbol de expansión mínima G^+ , al realizar cortes en las aristas cuya distancia $d(v_i, v_j) > p_{Max}$. Los cortes se efectúan empleando un recorrido en profundidad (Sedgewick and Wayne, 2011) sobre G^+ .

$$S = \{G_1^+, G_2^+, \dots, G_{N_G}^+\} \quad (8)$$

El umbral p_{Max} se establece en 10 pixeles, con base en los experimentos realizados.

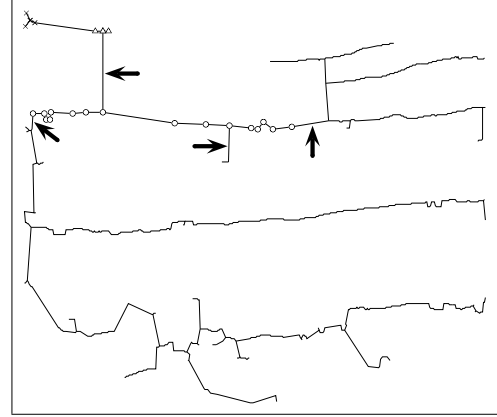


Figura 6: Árbol de expansión mínima del grafo creado con los puntos que indican opciones factibles de ser el centro del lumen real de la arteria. Las flechas indican algunos ejemplos de los cortes a realizar en el árbol para segmentar estas opciones.

La Fig. 6 presenta el árbol de expansión mínima del grafo, creado con los puntos que indican opciones factibles de ser seleccionadas como el centro del lumen real de la arteria. En esta figura, los nodos marcados con los símbolos “x”, “Δ” y “o”; ejemplifican tres de las posibilidades de ser el centro del lumen arterial que se deben separar. Las flechas en esta misma imagen indican los cortes requeridos en el árbol, a fin de segmentar la opción correspondiente a los nodos marcados con el símbolo “o”.

En la Fig. 7 se muestra la imagen de ultrasonido original (Fig. 3) con las rutas sobrepuestas correspondientes a los puntos en los subgrafos G_i^+ .

En contraste con la Fig. 5, en la Fig. 7 se han eliminado los subgrafos que presentan un número de nodos *total* inferior a un umbral N_{Min} . La acción anterior elimina trayectorias que corresponden a opciones muy cortas de lumen en la imagen, debidas a ruido o a capas de tejido muscular. De acuerdo a nuestras observaciones, se establece de manera experimental $N_{Min} = 100$ nodos.

Definimos el conjunto de subgrafos S^+ , en el cual se han eliminado los subgrafos G_i^+ con rutas cortas, de la forma que a continuación se indica:

$$S^+ = S - \{G_i^+ \in S \mid (N_{S_i} < N_{Min}), i \in \{1, \dots, N_G\}\} \quad (9)$$

siendo N_{S_i} el número de nodos del subgrafo G_i^+ .



Figura 7: Rutas detectadas con posibilidad de ser el centro de la luz del vaso arterial, empleando los umbrales $p_{Max} = 10$ pixeles y $N_{Min} = 100$ nodos.

A pesar de que hemos disminuido las opciones que podemos seleccionar como el centro del lumen arterial, todavía tenemos que discriminar entre varias posibilidades. Una manera de realizar esto, se explica en el apartado siguiente.

3.4. Criterios de longitud y de oscuridad

Finalmente, para poder determinar cuál es el lumen verdadero del vaso de la arteria, establecemos dos criterios de decisión.

El primero de los criterios, el *criterio de longitud*, consiste en calcular el número total de nodos que pertenecen a cada subgrafo $G_i^+ \in S^+$, como proporción relativa al mayor de los totales calculados, esto es:

$$l_i = \frac{N_{S_i}}{\max(N_{S_1}, N_{S_2}, \dots, N_{S_{|S^+|}})}, i \in \{1, 2, \dots, |S^+|\} \quad (10)$$

siendo $|S^+|$ la cardinalidad del conjunto S^+ . Note que $l_i = 1$ si N_{S_i} corresponde al subgrafo G_i^+ con el número de nodos máximo.

Para el segundo criterio, el *criterio de oscuridad*, se determina primero el valor promedio μ_j de los tonos de gris del área correspondiente al subgrafo $G_j^+ \in S^+$. Para ello, recorremos el subgrafo en cada uno de sus puntos v_i , y barremos por columnas en los intervalos $[\hat{b}_i, \hat{b}_{i+1}]$ (de acuerdo con (7)) de la imagen original I . La formulación matemática para este proceso se muestra a continuación:

$$\mu_j = \frac{1}{N_{S_j^+}} \sum_{v_i \in G_j^+} \left[\frac{1}{\hat{y}_{i+1} - \hat{y}_i + 1} \sum_{p \in [\hat{b}_i, \hat{b}_{i+1}]} I(p) \right], \forall j \in \{1, \dots, |S^+|\} \quad (11)$$

siendo $N_{S_j^+}$ el número de nodos en el subgrafo S_j^+ .

El subgrafo candidato a representar el lumen arterial será aquél que tenga el valor promedio más bajo, dado que el lumen es una región oscura. Por tal razón, definimos el criterio de oscuridad de acuerdo con la ecuación siguiente:

$$o_i = 1 - \frac{\mu_i}{\max(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{|S^+|})}, \forall i \in \{1, \dots, |S^+|\} \quad (12)$$

Note que el criterio de oscuridad o_i tendrá valores en el intervalo $[0, 1]$. De acuerdo con esto, el subgrafo con el promedio más alto tendrá un valor $o_i = 0$ y, el subgrafo con el menor de los promedios, tendrá el valor que esté más lejano de 0.

Lo que pretendemos obtener con ambos criterios es el subgrafo más largo con el área correspondiente más oscura. Por lo tanto, el subgrafo correspondiente al centro del lumen verdadero de la arteria, será aquél que tenga el valor máximo de la suma de ambos criterios, tal como lo muestra la ecuación siguiente:

$$\max_i i^* = (l_i + o_i) \quad (13)$$

La Fig. 8 presenta la Fig. 3 con la superposición de los bordes correspondientes a la luz arterial detectada, con base en los criterios de longitud y de oscuridad.



Figura 8: Bordes de la luz arterial detectada con los criterios de longitud y de oscuridad.

Con la finalidad de mejorar la detección resultante del proceso presentado, se propone adicionar el ajuste de una función polinomial a los conjuntos de puntos bordes $< \hat{b}_{i^*}, \hat{b}_{i^*+1} >$, relacionados con los puntos $v_{i^*} \in G_{i^*}^+$.

3.5. Ajuste polinomial

Para ajustar un polinomio de grado r a los puntos $[\hat{x}_i, \hat{y}_i]^T$ correspondientes a cada uno de los bordes \hat{b}_{i^*} y \hat{b}_{i^*+1} del lumen segmentado de la arteria, tenemos que calcular una función $f(x)$ dada por la ecuación (14). Una manera de hacerlo es utilizando el *método de mínimos cuadrados*. En (Freund et al., 2000) se presenta una revisión de este algoritmo.

$$f(\hat{x}_i) = \theta_r \hat{x}_i^r + \theta_{r-1} \hat{x}_i^{r-1} + \dots + \theta_1 \hat{x}_i + \theta_0 \quad (14)$$

donde θ_i , son los parámetros que definen el modelo de la función polinomial a adecuar a todos los puntos.

Cabe señalar que primero se realiza el ajuste polinomial al conjunto de puntos bordes \hat{b}_{i^*} , los cuales corresponden al borde $f_C(\hat{x})$ entre el lumen y la pared cercana de la arteria; y, posteriormente, se repite el proceso de ajuste polinomial para el conjunto de puntos bordes \hat{b}_{i^*+1} , que corresponden al borde $f_L(\hat{x})$ entre el lumen y la pared lejana de la arteria. Por lo tanto, el

planteamiento de (14) para los puntos pertenecientes a un mismo borde es:

$$\begin{aligned}\theta_r \hat{x}_1^r + \theta_{r-1} \hat{x}_1^{r-1} + \dots + \theta_1 \hat{x}_1 + \theta_0 &= \hat{y}_1 \\ \theta_r \hat{x}_2^r + \theta_{r-1} \hat{x}_2^{r-1} + \dots + \theta_1 \hat{x}_2 + \theta_0 &= \hat{y}_2 \\ &\vdots \\ \theta_r \hat{x}_n^r + \theta_{r-1} \hat{x}_n^{r-1} + \dots + \theta_1 \hat{x}_n + \theta_0 &= \hat{y}_n\end{aligned}\quad (15)$$

siendo n el número de puntos del borde en análisis. De forma matricial podemos expresar (15) como (16):

$$\hat{\mathbf{X}}\boldsymbol{\Theta} = \hat{\mathbf{Y}} \quad (16)$$

donde la matriz $\hat{\mathbf{X}}$, el vector $\boldsymbol{\Theta}$ y el vector $\hat{\mathbf{Y}}$ están definidos como:

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{X}} &= \begin{bmatrix} \hat{x}_1^r & \hat{x}_1^{r-1} & \dots & \hat{x}_1 & 1 \\ \hat{x}_2^r & \hat{x}_2^{r-1} & \dots & \hat{x}_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \hat{x}_n^r & \hat{x}_n^{r-1} & \dots & \hat{x}_n & 1 \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{\Theta} &= [\theta_r \quad \theta_{r-1} \quad \dots \quad \theta_1 \quad \theta_0]^T \\ \hat{\mathbf{Y}} &= [\hat{y}_1 \quad \hat{y}_2 \quad \dots \quad \hat{y}_{n-1} \quad \hat{y}_n]^T\end{aligned}$$

La solución de mínimos cuadrados de menor longitud al problema planteado por (16), está dada por (17).

$$\boldsymbol{\Theta} = \hat{\mathbf{X}}^+ \hat{\mathbf{Y}} \quad (17)$$

donde $\hat{\mathbf{X}}^+$ es la *inversa generalizada de Moore-Penrose* o *pseudoinversa* de $\hat{\mathbf{X}}$ (Penrose, 1955), la cual se puede calcular por (18), si existe la matriz inversa de $\hat{\mathbf{X}}^T \hat{\mathbf{X}}$ ($\hat{\mathbf{X}}^T$ es la transpuesta de $\hat{\mathbf{X}}$).

$$\hat{\mathbf{X}}^+ = (\hat{\mathbf{X}}^T \hat{\mathbf{X}})^{-1} \hat{\mathbf{X}}^T \quad (18)$$

Desafortunadamente, este método es muy sensible a los datos atípicos, es decir, al ruido speckle que genera bordes espurios en la ultrasonografía para nuestro caso. Por esta razón y con la finalidad de robustecer el ajuste mediante mínimos cuadrados, dirigimos la estimación de los parámetros del modelo polinomial ($\boldsymbol{\Theta}$) por medio del algoritmo *RANdom SAmple Consensus* (RANSAC) (Fischler and Bolles, 1981).

El método RANSAC realiza el ajuste polinomial (14) empleando (17), con sólo $r + 1$ puntos diferentes (para garantizar la independencia lineal); elegidos al azar de entre los n puntos. Aquí, r es el grado del polinomio a ajustar y $r + 1 \leq n$. Además, para los $n - (r + 1)$ puntos restantes, se verifica cuántos de ellos cumplen con que:

$$|\hat{y}_i - f(\hat{x}_i)| < \xi \quad (19)$$

donde ξ es un umbral preestablecido de error, entre la solución de ajuste y el dato real.

Los puntos que cumplen con (19) se denominan *conjunto de consenso*. En el algoritmo RANSAC el modelo seleccionado para realizar el ajuste final, se elegirá como aquel modelo que cuente con un conjunto de consenso mayor; esto es, después de

realizar un número predeterminado de repeticiones del proceso de elegir aleatoriamente $r + 1$ puntos y calcular el conjunto de consenso respectivo, empleando (17) y (19). Se hace notar que el ajuste polinomial final que señalamos, se determina con la solución de mínimos cuadrados empleando *todos* los puntos pertenecientes al mejor conjunto de consenso.

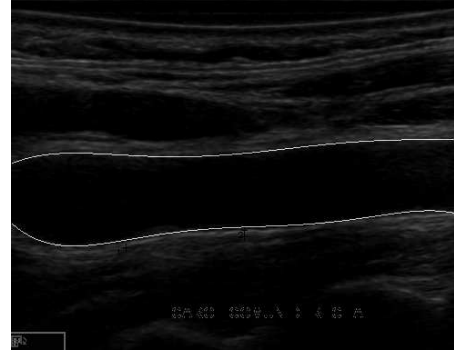


Figura 9: Ajuste polinomial de grado 5 sobre los puntos de los bordes del lumen arterial segmentado; empleando 100,000 repeticiones y un umbral $\xi = 5$ en el método de mínimos cuadrados y el algoritmo RANSAC.

La Fig. 9 muestra la imagen con las funciones polinomiales ajustadas mediante el método de mínimos cuadrados y el algoritmo RANSAC, sobre los puntos de los bordes de la luz arterial segmentada a partir de la imagen de la Fig. 3. De nuestros experimentos, establecimos el grado de los polinomios en $r = 5$.

4. Pruebas y resultados

Con la finalidad de poner a prueba la metodología que proponemos en el presente trabajo, realizamos su aplicación al procesamiento de las imágenes que nos fueron proporcionadas por el laboratorio de diagnóstico *Centro Unión*.

4.1. Material

La base de datos de imágenes proporcionada por el laboratorio *Centro Unión* consistió de 1,104 imágenes longitudinales de ultrasonido en modo-B bidimensionales de las arterias carótida y humeral. Todas las imágenes se transfirieron a la computadora a través de un puerto de comunicación DICOM comprimidas logarítmicamente a una escala de grises de 8 bits (256 tonos de gris). La resolución axial se estableció en $76.9 \mu\text{m}$ por píxel para cada imagen.

Las 6 imágenes de cada uno de los pacientes se desglosan de la manera siguiente: *imagen carótidea con medidas*, en la cual el médico radiólogo señala el grosor de la capa íntima-media de la pared arterial lejana; *imagen carótidea sin medidas*; *imagen humeral pre-estímulo con medidas*, en la cual el médico radiólogo señala el diámetro del lumen arterial; *imagen humeral pre-estímulo sin medidas*; *imagen humeral post-estímulo con medidas*, en la cual el especialista señala el diámetro del lumen arterial; e *imagen humeral post-estímulo sin medidas*. Las imágenes pre-estímulo corresponden a la arteria humeral en estado previo al estímulo de presión que se realiza en la prueba FEAH y, las post-estímulo, al estado posterior.

4.2. Pruebas y resultados

Los resultados obtenidos en las pruebas realizadas se lograron estableciendo los parámetros de la metodología de la manera siguiente: $A_{Min} = 20$ píxeles, $p_{Max} = 10$ píxeles, $N_{Min} = 100$ nodos, grado de los polinomios de ajuste = 3, $\xi = 2$ píxeles y 150,000 repeticiones en el algoritmo RANSAC.

Comenzamos las pruebas con las 1,104 sonografías que nos fueron proporcionadas, a las cuales aplicamos el método de detección de la luz arterial presentado en este trabajo. Posteriormente se analiza manualmente cada una de las imágenes resultantes de la detección, y se evalúa cualitativamente el porcentaje de las mismas en las que nuestro algoritmo seleccionó el patrón correcto de zona oscura flanqueado arriba y abajo por zonas más claras (el patrón correcto señalado por el radiólogo en la imagen de ultrasonido).

Los resultados obtenidos en este procedimiento arrojan un porcentaje del **7.7% de error**, es decir, la detección del patrón arterial correcto por medio de nuestro algoritmo falla en 85 de las 1,104 imágenes.

Continuamos las pruebas empleando las 294 ecografías del conjunto general que cuentan con mediciones establecidas por el radiólogo. El procedimiento consistió en aplicar nuestro método de detección de la luz arterial a cada una de estas imágenes, a fin de parametrizar como polinomios los bordes del lumen detectado. Dado el ajuste polinomial correspondiente al borde de la pared arterial cercana $f_C(x)$ (de acuerdo con (14)), calculamos el error entre el punto dado por el radiólogo $[x_C, y_C]^T$ y nuestra estimación, de la manera siguiente:

$$error_C = |y_C - f_C(x_C)| \quad (20)$$

Posteriormente, se repite el proceso para calcular el error entre la estimación del radiólogo $[x_L, y_L]^T$ y nuestra aproximación polinomial $f_L(x)$ (de acuerdo con (14)), en la determinación de la interfaz entre la luz de la arteria y su pared lejana:

$$error_L = |y_L - f_L(x_L)| \quad (21)$$

Los resultados del error promedio y desviación estandar obtenidos en estas pruebas se presentan en la Tabla 1, para las mediciones dadas en micrómetros (μm); y en la Tabla 2, para las mediciones dadas en píxeles.

Tabla 1: Error en las mediciones interfaz lumen-íntima (en micrómetros)

μm	Interfaz lumen-íntima	
	Pared cercana	Pared lejana
Promedio	13.9	15.4
Desviación estándar	12.3	15.0

Tabla 2: Error en las mediciones interfaz lumen-íntima (en píxeles)

Píxeles	Interfaz lumen-íntima	
	Pared cercana	Pared lejana
Promedio	1.7	1.9
Desviación estándar	1.6	1.9

En las Tablas 1 y 2, la primera columna es la descripción del estadístico calculado; la segunda indica los valores obtenidos, relativos a la interfaz lumen-íntima de la pared arterial cercana; y, la tercera, también representa los valores para cada estadístico, pero relativos a la pared arterial lejana.

En (Molinari et al., 2010a) se señala que de las técnicas revisadas en dicho estudio, que son completamente automáticas y que reportan información en este sentido, la que presentó el mejor desempeño es la desarrollada en (Molinari et al., 2009), con un promedio de error en la detección de la interfaz entre la luz y la pared lejana arteriales igual a $35.0 \mu m \pm 32.0 \mu m$. También se señala que, de las técnicas semi-automáticas, el trabajo presentado en (Destremes et al., 2009) arrojó el mejor desempeño, con un error promedio, en la detección de la misma interfaz, de $21.0 \mu m \pm 13.0 \mu m$. Desafortunadamente, en los trabajos revisados, sólo el presentado en (Molinari et al., 2008) indica el error promedio en la detección de la interfaz lumen-íntima de la pared arterial cercana, el cual fue de $75.0 \mu m \pm 56.3 \mu m$.

Como se puede observar en las Tablas 1 y 2, la metodología que proponemos en el presente trabajo supera en desempeño al reportado por las investigaciones revisadas en (Molinari et al., 2010a) ya que, considerando el desempeño general de nuestra propuesta en la pared lejana, el error promedio fue de $15.4 \mu m$, con una desviación estándar de $15.0 \mu m$. Lo mismo pasa con los resultados generales en la pared cercana, cuyo error promedio fue de $13.9 \mu m$ y $12.3 \mu m$ de desviación estándar.

Cabe señalar que reconocemos que los resultados indicados no incluyen las ecografías indicadas en el 7.7% de error, es decir, las 85 imágenes en las que falla nuestra propuesta en detectar el patrón correcto de lumen arterial. De manera análoga, los resultados correspondientes a estas imágenes se presentan en las Tablas 3 y 4. El incremento en el error en las mediciones se debe, obviamente, a la selección incorrecta del lumen arterial por parte de nuestro método, además y derivado de esto, en algunos casos el sobreajuste del método de mínimos cuadrados genera una gran diferencia entre la medición automática y la manual, realizada por el médico radiólogo.

Tabla 3: Error en las mediciones interfaz lumen-íntima para las imágenes con error en la detección del lumen arterial (en micrómetros)

μm	Interfaz lumen-íntima	
	Pared cercana	Pared lejana
Promedio	401.0	461.7
Desviación estándar	426.8	478.6

Tabla 4: Error en las mediciones interfaz lumen-íntima para las imágenes con error en la detección del lumen arterial (en píxeles)

Píxeles	Interfaz lumen-íntima	
	Pared cercana	Pared lejana
Promedio	48.1	54.3
Desviación estándar	51.2	56.7

Por otra parte, el desempeño de nuestro método con respecto a la morfología del vaso arterial no tuvo detrimento, esto es, es robusto con relación a este aspecto. Lamentablemente,

la presencia de placas de ateroma y flujo sanguíneo ecogénicos puede generar fallos en la detección.

Para finalizar, un punto importante a señalar es que la técnica presentada en este trabajo tiene un mejor desempeño en la detección de la pared arterial cercana que en la detección de la pared arterial lejana.

5. Conclusiones

En este trabajo se presentó una metodología para detección automática de la luz arterial en imágenes de ultrasonido de las arterias, tomadas a pacientes en estudio de riesgos cardiovasculares. La metodología funciona de manera robusta sin importar la orientación o curvatura del lumen de la arteria en la ultrasonografía, pero enfrenta dificultades en reconocer una luz arterial que tiene discontinuidades o cortes notorios en sus bordes. Los cortes pueden ser debidos a ruido en la imagen, ajustes inapropiados del aparato de ultrasonido en la toma de la imagen o a rasgos del propio tejido del paciente.

En un futuro inmediato pensamos trabajar sobre cómo compensar estas discontinuidades en la imagen, de tal manera que el método que aquí se presentó observe una luz arterial de longitud completa y no varías de menor longitud. También trabajaremos sobre la medición automática de la íntima-media carotídea y de la dilatación del diámetro de la luz humeral, en la prueba de la función endotelial de esta arteria, a fin de realizar comparaciones entre el proceso automático y el realizado manualmente por médicos radiólogos. De esta manera por ejemplo, nuestra propuesta se pudiera aplicar como complemento en equipos de ultrasonido, a fin de que éstos presenten dichas mediciones automáticamente.

Por último, aunque en las pruebas de tiempo de ejecución realizadas con diferentes parámetros de configuración, la metodología expuesta procesa cada imagen en análisis en un tiempo variable de entre 15 y 90 segundos, creemos que con la debida optimización del proceso (no realizado todavía) y empleo de procesamiento en paralelo, la técnica puede ejecutarse en tiempo real o muy cercano a éste.

English Summary

A Graph-based Algorithm for Automatic Arterial Lumen Detection in Ultrasound Imaging

Abstract

Cardiovascular diseases have become the first cause of dead in Mexico and the whole world. Intima-media thickness and brachial lumen diameter measurement in ultrasound images are the basis of two early diagnostic tests for this kind of illnesses. In this paper a methodology for automatic arterial lumen detection using ultrasound images, which is based on a graph and edge detection, is presented. The graph is created with middle points between edges and, its minimum spanning tree, is used together with decision criteria based on darkness and length, for the correct arterial lumen segmentation. In 294 images, a

mean error in position detection of brachial lumen-intima interface on the near wall of $13.9 \mu\text{m}$, with a standard deviation of $12.3 \mu\text{m}$, was found; and, for same interface on the arterial far wall, mean error was of $15.4 \mu\text{m}$ with a standard deviation of $15.0 \mu\text{m}$. Performance comparison of our algorithm was made against results presented in recent literature for automatic and semi-automatic techniques in this area, to whom it outperformed in accuracy.

Keywords:

Automatic detection, ultrasonography, carotid, brachial, arterial lumen, graphs, polynomial fitting

Referencias

- Amato, M., Montorsi, P., Ravani, A., Oldani, E., Galli, S., Ravagnani, P. M., Tremoli, E., Baldassarre, D., September 2007. Carotid intima-media thickness by B-mode ultrasound as surrogate of coronary atherosclerosis: Correlation with quantitative coronary angiography and coronary intravascular ultrasound findings. *European Heart Journal* 28 (17), 2094–2101.
- Blake, A., Isard, M., 2000. Active contours. Springer-Verlag.
- Canny, J., November 1986. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI-8* (6), 679–698.
- Celermajer, D. S., Sorensen, K. E., Bull, C., Robinson, J., Deanfield, J. E., 1994. Endothelium-dependent dilation in the systemic arteries of asymptomatic subjects relates to coronary risk factors and their interaction. *Journal of the American College of Cardiology* 24 (6), 1468 – 1474.
- Cheng, D. C., Schmidt-Trucksass, A., Cheng, K. S., Burkhardt, H., 2002. Using snakes to detect the intimal and adventitial layers of the common carotid artery wall in sonographic images. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 67 (1), 27–37.
- Cohen, L. D., 1991. On active contour models and balloons. *Computer Vision Graphics Image Processing Image Understanding* 53 (2), 211–8.
- Delsanto, S., Molinari, F., Giustetto, P., Liboni, W., Badalamenti, S., 2005. CULEX-Completely User-independent Layers EXtraction: ultrasonic carotid artery images segmentation. *Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology Society 27th Annual Conference* 6, 6468–71.
- Delsanto, S., Molinari, F., Giustetto, P., Liboni, W., Badalamenti, S., Suri, J. S., 2007. Characterization of a completely user-independent algorithm for carotid artery segmentation in 2-D ultrasound images. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 56 (4), 1265–74.
- Delsanto, S., Molinari, F., Liboni, W., Giustetto, P., Badalamenti, S., Suri, J. S., 2006. User-independent plaque characterization and accurate IMT measurement of carotid artery wall using ultrasound. *Proceedings of the 2006 IEEE Engineering in Medicine and Biology Society 28th Annual International Conference* 1, 2404–7.
- Dempster, A. P., Laird, N. M., Rubin, D. B., 1977. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* 39 (1), 1–38.
- Destremes, F., Meunier, J., Giroux, M. F., Soulez, G., Cloutier, G., 2009. Segmentation in ultrasonic B-mode images of healthy carotid arteries using mixtures of Nakagami distributions and stochastic optimization. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 28 (2), 215–29.
- Faita, F., Gemignani, V., Bianchini, E., Giannarelli, C., Ghiadoni, L., Demi, M., 2008. Real-time measurement system for evaluation of the carotid intima-media thickness with a robust edge operator. *Journal of Ultrasound in Medicine* 27 (9), 1353–61.
- Fischler, M. A., Bolles, R. C., June 1981. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM* 24, 381–395.
- Freund, J. E., Miller, I., Miller, M., 2000. Estadística matemática con aplicaciones, 6th Edition. Pearson Educación.
- Furberg, C. D., Byington, R. P., Craven, T. E., 1994. Lessons learned from clinical trials with ultrasound end-points. *Journal of Internal Medicine* 236 (5), 575–80.
- García-Barreto, D., García-Fernández, R., García-Pérez-Velazco, J., Milian, A. C., Peix-González, A., Enero-Febrero 2003. Diagnostico preclinico de

- la aterosclerosis: Funcion endotelial. *Revista cubana de medicina* 42 (1), 58–63.
- Golemati, S., Stoitsis, J., Balkizas, T., Nikita, K., 2005. Comparison of B-mode, M-mode and Hough transform methods for measurement of arterial diastolic and systolic diameters. *Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology Society 27th Annual Conference* 2 (1), 1758–61.
- Golemati, S., Stoitsis, J., Sifakis, E. G., Balkizas, T., Nikita, K. S., 2007. Using the Hough transform to segment ultrasound images of longitudinal and transverse sections of the carotid artery. *Ultrasound in Medicine and Biology* 33 (12), 1918–32.
- Golemati, S., Tegos, T. J., Sassano, A., Nikita, K. S., Nicolaides, A. N., 2004. Echogenicity of B-mode sonographic images of the carotid artery: work in progress. *Journal of Ultrasound in Medicine* 23 (5), 659–69.
- Gutierrez, M. A., Pilon, P. E., Lage, S. G., Kopel, L., Carvalho, R. T., Furuie, S. S., 2002. Automatic measurement of carotid diameter and wall thickness in ultrasound images. *Computers in Cardiology* 29, 359–62.
- Hough, P. V. C., 1962. Method and means for recognizing complex patterns. U. S. Patent No. 3069654.
- ISO, 2006. Health informatics – Digital imaging and communication in medicine (DICOM) including workflow and data management. No. ISO 12052:2006.
- Joseph B. Kruskal, J., 1956. On the shortest spanning subtree of a graph and the traveling salesman problem. In: *Proceedings of the American Mathematical Society*. pp. 48–50.
- Kass, M., Witkin, A., Terzopoulos, D., 1988. Snakes: Active contour models. *Int. Journal of Computer Vision* 1, 321–31.
- Lai, K. F., Chin, R. T., 1995. Deformable contours-modeling and extraction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 17 (11), 1084–90.
- Liang, Q., Wendelhag, I., Wikstrand, J., Gustavsson, T., 2000. A multiscale dynamic programming procedure for boundary detection in ultrasonic artery images. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 19(2), 127–42.
- Liguori, C., Paolillo, A., Pietrosanto, A., 2001. An automatic measurement system for the evaluation of carotid intima-media thickness. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 50 (6), 1684–91.
- Lobregt, S., Viergever, M. A., 1995. A discrete dynamic contour model. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 14 (1), 12–24.
- Loizou, C. P., Pattichis, C. S., 2008. Despeckle Filtering Algorithms and Software for Ultrasound Imaging. Morgan and Claypool.
- Loizou, C. P., Pattichis, C. S., Pantziaris, M., Tyllis, T., Nicolaides, A., 2007. Snakes based segmentation of the common carotid artery intima media. *Medical and Biological Engineering and Computing* 45 (1), 35–49.
- Molinari, F., Delsanto, S., Giustetto, P., Liboni, W., Badalamenti, S., Suri, J. S., 2008. Advances in diagnostic and therapeutic ultrasound imaging. Artech House, Norwood, MA, Ch. User-independent plaque segmentation and accurate intima-media thickness measurement of carotid artery wall using ultrasound, pp. 111–140.
- Molinari, F., Liboni, W., Giustetto, P., Badalamenti, S., Suri, J. S., 2009. Automatic Computer-based Tracings (ACT) in longitudinal 2-D ultrasound images using different scanners. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology* 9 (4), 481–505.
- Molinari, F., Zeng, G., Suri, J. S., 2010a. Atherosclerosis Disease Management. Springer, Ch. Techniques and challenges in intima-media thickness measurement for carotid ultrasound images: a review, pp. 281–324.
- Molinari, F., Zeng, G., Suri, J. S., 2010b. An integrated approach to computer-based automated tracing and its validation for 200 common carotid arterial wall ultrasound images: a new technique. *Journal of Ultrasound in Medicine* 29 (3), 399–418.
- Organizacion Mundial de la Salud, Enero 2011. Enfermedades cardiovasculares. <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs317/es/index.html>.
- Penrose, R., 1955. A generalized inverse for matrices. In: *Cambridge Philosophical Society*. Vol. 51. pp. 406–413.
- Pignoli, P., Longo, T., 1988. Evaluation of atherosclerosis with b-mode ultrasound imaging. *The Journal of nuclear medicine and allied sciences* 32 (3), 166–73.
- Reid, D. B., Watson, C., Majumder, B., Irshad, K., 2012. *Ultrasound and Carotid Bifurcation Atherosclerosis*. Springer, Ch. Intravascular ultrasound: plaque characterization, pp. 551–562.
- Ronfard, R., 1994. Region based strategies for active contour models. *International Journal of Computer Vision* 13 (2), 229–51.
- Schmidt, C., Wendelhag, I., 1999. How can the variability in ultrasound measurement of intima-media thickness be reduced? studies of interobserver variability in carotid and femoral arteries. *Clinical Physiology* 19 (1), 45–55.
- Secretaría General del Consejo Nacional de Población, Abril 2010. Principales causas de mortalidad en México 1980 - 2007. <http://www.conapo.gob.mx/publicaciones/mortalidad/Mortalidadxcausas\80\07.pdf>, documento de trabajo para el XLIII periodo de sesiones de la Comision de Poblacion y Desarrollo “Salud, morbilidad, mortalidad y desarrollo”.
- Sedgewick, R., Wayne, K., 2011. *Algorithms*. Pearson Education, Inc.
- Shankar, P. M., 2003a. A compound scattering pdf for the ultrasonic echo envelope and its relationship to K and Nakagami distributions. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* 50 (3), 339–43.
- Shankar, P. M., 2003b. Estimation of the nakagami parameter from log-compressed ultrasonic backscattered envelopes. *Journal of the Acoustical Society of America* 114 (1), 70–2.
- Shankar, P. M., Duman, V. A., George, T., Piccoli, C. W., Reid, J. M., Forsberg, F., Goldberg, B. B., 2003. Classification of breast masses in ultrasonic B scans using Nakagami and K distributions. *Physics in Medicine and Biology* 48 (14), 2229–40.
- Stein, J. H., Korcarz, C. E., Mays, M. E., Douglas, P. S., Palta, M., Zhang, H., LeCaire, T., Paine, D., Gustafson, D., Fan, L., 2005. A semiautomated ultrasound border detection program that facilitates clinical measurement of ultrasound carotid intima-media thickness. *Journal of the American Society of Echocardiography* 18 (3), 244–51.
- Stoitsis, J., Golemati, S., Kendros, S., Nikita, K. S., 2008. Automated detection of the carotid artery wall in B-mode ultrasound images using active contours initialized by the Hough transform. *Proceedings of the 2008 IEEE Engineering in Medicine and Biology Society 30th Annual International Conference* 2008, 3146–9.
- Touboul, P. J., Prati, P., Yves Scarabin, P., Adrai, V., Thibout, E., Ducimetiere, P., 1992. Use of monitoring software to improve the measurement of carotid wall thickness by b-mode imaging. *Journal of Hypertension* 10 (Supplement 5), S37–42.
- Wendelhag, I., Gustavsson, T., Suurkula, M., Berglund, G., Wikstrand, J., 1991. Ultrasound measurement of wall thickness in the carotid artery: fundamental principles and description of a computerized analysing system. *Clinical Physiology* 11 (6), 565–77.
- Wendelhag, I., Liang, Q., Gustavsson, T., Wikstrand, J., 1997. A new automated computerized analyzing system simplifies readings and reduces the variability in ultrasound measurement of intima-media thickness. *Stroke* 28 (11), 2195–200.
- Wendelhag, I., Wiklund, O., Wikstrand, J., 1992. Arterial wall thickness in familial hypercholesterolemia. ultrasound measurement of intima-media thickness in the common carotid artery. *Arteriosclerosis, Thrombosis, and Vascular Biology* 12 (1), 70–7.
- Wendelhag, I., Wiklund, O., Wikstrand, J., 1996. On quantifying plaque size and intima-media thickness in carotid and femoral arteries. comments on results from a prospective ultrasound study in patients with familial hypercholesterolemia. *Arteriosclerosis, Thrombosis, and Vascular Biology* 16 (7), 843–50.
- Williams, D. J., Shah, M., 1992. A fast algorithm for active contours and curvature estimation. *Computer Vision Graphics and Image Processing: Image Understanding* 55 (1), 14–26.
- Xu, C., Prince, J. L., 1997. Gradient vector flow: A new external force for snakes. *Proceedings of the 1997 IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'97) Computer Society Conference* 1997, 66–71.
- Xu, C., Prince, J. L., 1998. Snake, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Transactions on Image Processing* 7 (3), 359–69.
- Xu, C., Yezzi, A., Prince, J. L., 2001. A summary of geometric level set analogues for a general class of parametric active contour and surface models. In: *Proceedings of the 1st. IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Computer Vision*. pp. 104–11.