

Segmentación de Estructuras Hepáticas para Planificación Quirúrgica en Imágenes de Resonancia Magnética

I. Macía Oliver¹, C. Paloc¹, I. Oyarzun Echeverría²

¹ Departamento de Aplicaciones Biomédicas, Asociación VICOMTech, San Sebastián, {imacia,cpaloc}@vicomtech.es

² eMedica S.L., San Sebastián, ioyarzun@emedica.es

Resumen

En la cirugía hepática moderna es preciso conocer, a la hora de planificar la operación, cual es la morfología de las estructuras intrahepáticas y su posición respecto a posibles lesiones. Para realizar una herramienta de planificación para cirugía hepática, es necesario utilizar una serie de algoritmos que permitan la segmentación y análisis de las estructuras intrahepáticas. En el presente trabajo, describimos los métodos desarrollados para la segmentación del parénquima y detección de vasos hepáticos a partir de imágenes de resonancia magnética con contraste.

1. Introducción

En la cirugía hepática moderna, el conocimiento preciso de la morfología de las estructuras intrahepáticas y posibles lesiones es crucial a la hora de decidir si el paciente puede ser operado o no y cual es la mejor estrategia a seguir en términos de riesgo de la operación y supervivencia a largo plazo del paciente. En la fase de planificación de la operación, se utilizan imágenes de alta calidad del paciente para decidir si la operación es factible. Por ejemplo, en el caso de resecciones de tumores se intenta determinar cuál es la extensión del tumor, cuáles son los segmentos del hígado afectados [1] y cual sería la mejor línea de resección.

Tradicionalmente, para la planificación en cirugía hepática, se ha venido utilizando como modalidad de imagen médica la Tomografía Computerizada (TC). Sin embargo, es cada vez más importante la utilización de secuencias dinámicas con contraste de imágenes de Resonancia Magnética (IRM) [2] para el diagnóstico y la planificación, debido a que presentan una mejor caracterización de las lesiones en tejidos blandos como el hígado y a que no se expone al paciente a radiación. Además los protocolos actuales permiten realizar adquisiciones volumétricas en un tiempo reducido. Dicha modalidad es la empleada en el Hospital de Cruces para la planificación en Cirugía Hepatobiliar.

Un requisito previo para la planificación es la obtención de modelos tridimensionales de las estructuras hepáticas (parénquima, vasos sanguíneos, posibles lesiones...) a partir de las imágenes de TC o RM mediante algoritmos de segmentación. De esta manera, se puede visualizar de forma sencilla el alcance de las lesiones y su localización espacial en relación a las estructuras intrahepáticas. Dada la dificultad intrínseca de la segmentación, resulta necesario desarrollar métodos automáticos o semiautomáticos específicos para la segmentación de las estructuras hepáticas que sea robusto ante la variabilidad

en los parámetros de las imágenes o en la morfología de las estructuras entre sujetos.

Existen algunos trabajos de investigación que realizan una segmentación, análisis y visualización avanzada de las estructuras intrahepáticas con el objeto de planificar la intervención [3][4][5]. La mayoría utilizan escáneres TC para la adquisición de las imágenes que se utilizarán para el análisis. Sin embargo, a día de hoy no existen sistemas específicos que utilicen la RM y los métodos de análisis utilizados suelen adolecer de poca robustez o necesitan una elevada interacción del usuario. Esto se debe a algunas características de la imagen RM que hacen que sea más difícil automatizar el proceso de segmentación, entre las que se puede citar :

- La variabilidad de la señal inherente al proceso de generación de la imagen (diversidad de secuencias utilizadas en la adquisición, parámetros de la máquina...). Esto hace que los valores de la señal no puedan representarse en unidades estándar comparables, como en el caso de la TC.
- La presencia de una polarización (*bias*) en la señal o componente de baja frecuencia característica en las imágenes RM. Esto hace que cualquier algoritmo basado en los valores de intensidad absoluta de la imagen fallen (ej. selección de umbrales, crecimiento de regiones, clasificación por intensidades, etc.).
- Los artefactos inherentes a esta modalidad o aquellos debidos al movimiento del paciente.

En el presente trabajo se describen los métodos que estamos desarrollando para la segmentación de estructuras hepáticas utilizando imágenes de RM que pretenden superar las dificultades mencionadas. El objetivo último es desarrollar un sistema de planificación para planificación quirúrgica robusto, basado en imágenes de RM.

2. Algoritmos para la segmentación de estructuras hepáticas

2.1. Segmentación del parénquima hepático

Para la segmentación del parénquima hepático se ha utilizado el algoritmo de *Watersheds* [6] precedido de una serie de operaciones de preprocesamiento. Inicialmente, se realiza un filtrado de la imagen se mediante un algoritmo de Difusión Anisotrópica de Curvatura [7]. Este algoritmo pertenece a la familia de filtros de suavizado anisotrópico, que tienen la cualidad de atenuar el ruido y detalles poco significativos de la imagen preservando los contornos más importantes de ésta.

Seguidamente se obtienen los contornos de la imagen mediante el cálculo de la magnitud del gradiente gaussiano. Este procesamiento combina en una sola operación un filtrado gaussiano de la imagen con el cálculo de la magnitud del gradiente. El filtrado gaussiano actúa como un operador que permite seleccionar la escala σ [8] de las características de interés de la imagen.

Respecto al algoritmo *Watersheds*, en el presente trabajo, hemos una utilizado una técnica interactiva descrita por primera vez en [9]. Dicha técnica consiste en ir seleccionando del resultado del algoritmo *Watersheds* las regiones volumétricas pertenecientes al parénquima. Para la segmentación con *Watersheds* se necesita especificar dos parámetros : el *nivel (level)* o profundidad de los *watersheds* y un parámetro *umbral (threshold)* que evita sobresegmentaciones al descartar aquellos valores de la imagen de entrada que queden por debajo de dicho umbral. La selección de dichos parámetros se realiza por inspección visual. Ambos parámetros se seleccionan de tal manera que se obtenga una región que corresponde a la mayor parte del volumen del parénquima, para luego ir corrigiendo mediante la adición de pequeñas regiones que hayan quedado fuera.

2.2. Detección de las venas hepáticas

Para la detección tubular se utiliza el concepto de funciones *medialness* que miden en cada punto el grado de pertenencia al eje o línea media (*medial axis*) de un tubo. La línea media se define como el lugar de los centros de discos de radio máximo que se pueden inscribir en el objeto. Por otro lado, el eje medio multiescala (*multiscale medial axis*) puede definirse aplicando la función de *medialness* en múltiples escalas [8] y seleccionando para cada punto la escala que de respuesta máxima.

Siguiendo la definición de Krissian et al. [10], dada una imagen a una escala σ , la función de *medialness* inicial en un punto \mathbf{x} puede calcularse como :

$$R_0^+(\mathbf{x}, \sigma, \theta) = \frac{1}{2\pi} \int_{\alpha=0}^{2\pi} |\nabla I_\sigma(\mathbf{x} + \theta\sigma \mathbf{v}_\alpha)| d\alpha$$

donde \mathbf{v}_α es un vector rotativo o faser dado por

$$\mathbf{v}_\alpha = \mathbf{v}_2 \cos \alpha + \mathbf{v}_3 \sin \alpha$$

Aquí, \mathbf{v}_2 y \mathbf{v}_3 son los autovectores correspondientes a los autovalores de menor valor λ_2 y λ_3 de la matriz hessiana de la imagen I en el punto \mathbf{x} dada por

$$H(\mathbf{x}) = \nabla^2 I(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} I_{xx}(\mathbf{x}) & I_{xy}(\mathbf{x}) & I_{xz}(\mathbf{x}) \\ I_{yx}(\mathbf{x}) & I_{yy}(\mathbf{x}) & I_{yz}(\mathbf{x}) \\ I_{zx}(\mathbf{x}) & I_{zy}(\mathbf{x}) & I_{zz}(\mathbf{x}) \end{bmatrix}$$

Los autovalores y autovectores de dicha matriz corresponden a las curvaturas principales de la imagen y pueden ser usados para determinar puntos extremos o con características geométricas especiales, como pueden ser las estructuras tubulares [12]. En el caso de que el punto \mathbf{x} pertenezca a una estructura tubular, los autovectores \mathbf{v}_2 y

\mathbf{v}_3 definen el plano de la sección del tubo mientras que el autovector \mathbf{v}_1 sigue la dirección del eje de éste.

La ecuación de *medialness* descrita calcula sobre dicho plano la media de los valores del gradiente de la imagen en una circunferencia definida por los vectores \mathbf{v}_2 y \mathbf{v}_3 , con centro en el punto actual \mathbf{x} y con un radio $r = \sigma\theta$, donde σ es la escala actual y θ un factor de proporcionalidad que se usa como parámetro. Si el punto \mathbf{x} corresponde al centro de un vaso, y el valor del radio (proporcional a la escala) elegido es el adecuado, el valor de la función de *medialness* será elevado.

En [10], se demuestra que el valor de θ que maximiza la respuesta de *medialness* tomando un modelo de sección gaussiano es $\theta = \sqrt{3}$. Este modelo de sección es generalmente válido para vasos de pequeño tamaño. Los vasos de mayor tamaño se modelizan mejor con una sección tipo barra, pero el valor anterior también puede resultar adecuado.

En la práctica, se utiliza una versión discretizada de la ecuación de *medialness*:

$$R_0^+(\mathbf{x}, \sigma, \theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} |\nabla I_\sigma(\mathbf{x} + \theta\sigma \mathbf{v}_{\alpha_i})|$$

donde N es el número de muestras a lo largo de la circunferencia, dado por $N = 2\pi\sigma$, tomando como ángulos discretos del faser $\alpha_i = 2\pi i / N$.

El problema de la función *medialness* inicial descrita, es que presenta valores elevados para estructuras simétricas, pero también para otro tipo de contornos y estructuras no tubulares. Siguiendo el trabajo de Pock et al. [10], se ha utilizado una función de *medialness* que permite tener en cuenta la simetría en la distribución de valores alrededor de la circunferencia a través de unos factores de peso.

Todas las consideraciones anteriores han sido hechas teniendo en cuenta que se utilizaba una sola escala σ . Para conseguir detectar vasos de diversos diámetros es necesario considerar más de una escala. Así, se ha utilizado la respuesta de *medialness* multiescala normalizada que se obtiene seleccionando la respuesta máxima entre un rango de escalas seleccionado

$$R_{multi}(\mathbf{x}, \theta) = \max_{\sigma} \sigma^\gamma R(\mathbf{x}, \sigma, \theta)$$

donde σ^γ es un factor de normalización de las derivadas [8] y γ es un parámetro que generalmente vale 1.

Una vez calculada la respuesta *medialness* multiescala, ésta se utiliza para obtener las líneas centrales de los vasos mediante un proceso de esqueletonización. El algoritmo utilizado elimina iterativamente los puntos simples, que son aquellos cuya eliminación no altera la topología del objeto. Dichos puntos simples, se detectan siguiendo el método descrito en [13]. Normalmente, para conseguir que el esqueleto quede suficientemente centrado, los puntos simples se eliminan por orden de su distancia inicial al borde [14]. En nuestro caso, se eliminan primero aquellos puntos con menor valor de *medialness*.

Por último, el cálculo de las líneas centrales es el punto de partida para realizar un análisis vascular más avanzado que incluya un modelo de vasos con informaciones y diámetros. Actualmente, nos encontramos abordando dicho análisis.

2.3. Interfaz de usuario

Los algoritmos desarrollados se han integrado en una interfaz de usuario que permite cargar los volúmenes DICOM correspondientes a las distintas secuencias, explorar dichos volúmenes en 2D y 3D, realizar las segmentaciones y grabar los resultados. Los algoritmos se han integrado en el interfaz permitiendo cambiar parámetros clave y observar el resultado.

En la segmentación interactiva con *Watersheds* (Figura 1), el usuario puede seleccionar regiones volumétricas en la imagen segmentada con *Watersheds* observando en todo momento el resultado de la segmentación superpuesto a la imagen original. Además el usuario puede moverse por las vistas axial, sagital y coronal ayudarse de herramientas tipo zoom y traslación.

Para el desarrollo del presente trabajo se han utilizado las librerías Insight Toolkit y Visualization Toolkit.

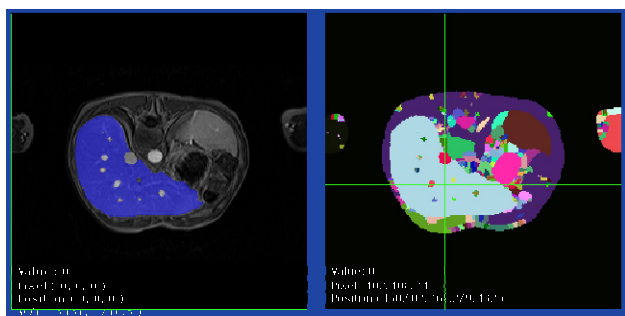


Figura 1. Interfaz de usuario para segmentación *Watersheds*.

3. Resultados y Discusión

Se ha realizado un estudio preliminar con imágenes de pacientes del Hospital de Cruces, obtenidas con un escáner Philips Gyroscan Intera 3T. Para la adquisición se utilizó una secuencia volumétrica con contraste tipo VIBE [17] obteniéndose para cada paciente volúmenes correspondientes a las fases precontraste, arterial, portal venosa y post-portal. Las imágenes tenían una resolución de 256x256x60, con una resolución espacial variable entre 1.5-2.0 mm./píxel y un espesor de corte de 3 mm.

Para la segmentación del parénquima se utilizó la fase portal-venosa, pues es la que mejor contraste presenta entre el parénquima y el tejido circundante.

Los tiempos totales de cálculo durante la segmentación fueron en todos los casos inferiores a 90s. en un ordenador con procesador AMD Athlon 64 3500+ con 1 Gb. de RAM. Gran parte de este tiempo se consumió en el cálculo del filtrado anisotrópico [7], que consume aproximadamente el 75% del tiempo de cálculo. A este tiempo hay que sumarle el tiempo necesario para la selección de parámetros. Tiempos superiores a 10

minutos indican que la segmentación es inviable y generalmente esto se debe a una mala calidad de la imagen de entrada (por ejemplo fuerte presencia de ruido o *bias* de campo) que hace incluso difícil discernir los límites del contorno hepático.

En la Figura 1, puede verse que con el método descrito se pueden conseguir segmentaciones de alta calidad y todo ello en tiempos muy inferiores a la segmentación manual. Además, la interactividad introducida, permite aumentar la robustez del sistema y dar un mayor control al usuario del proceso de segmentación. En [9] se demuestra que esta técnica mejora sobremedida los tiempos de interacción y produce resultados visual y estadísticamente comparables a los de la segmentación manual.

La Figura 2 muestra el resultado del cálculo de la respuesta de *medialness* multiescala donde puede observarse que se han detectado las principales venas hepáticas. La respuesta se muestra en forma de render de volumen utilizando la técnica de *Maximum Intensity Projection* (MIP). Puede verse que el algoritmo es capaz de localizar las estructuras tubulares con una precisión superior a métodos basados únicamente en heurísticos que utilizan autovalores de la matriz hessiana [12]. Una vez calculada la respuesta de *medialness*, esta debe de ser post-procesada estableciendo un umbral para evitar la influencia del ruido.

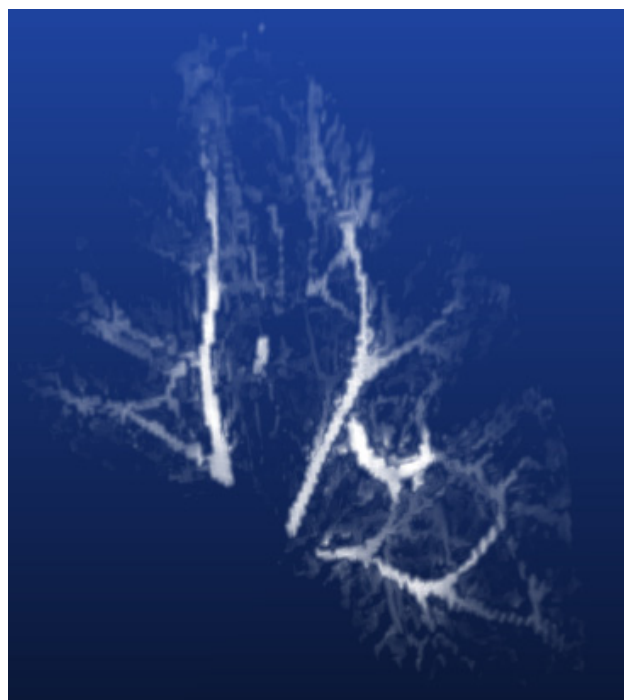


Figura 2. MIP de la respuesta *medialness* multiescala utilizando 10 escalas desde $\sigma=1.0$ a $\sigma=2.0$ y como entrada la resta entre la fase portal venosa y la fase precontraste.

En este caso se utiliza como imagen de entrada la resta entre las fases portal venosa y precontraste pues resalta las venas hepáticas. Por otro lado se ha utilizado una máscara para acelerar los tiempos de cálculo y evitar la detección de falsos vasos en el contorno del parénquima debido a zonas de gran curvatura. Dicha máscara delimita

la zona de cálculo y se obtiene tras un proceso de erosión de la segmentación original del parénquima.

Finalmente, en los ejes centrales calculados tras la esqueletonización, se observa la presencia de falsos ejes medios y zonas sin conectar debido a artefactos en la imagen y que el modelo no prevé la presencia de bifurcaciones. Tras la detección de los vasos, se hace necesario un análisis posterior que elimine estos fallos y permita extraer información relevante acerca de longitudes y diámetros, para así generar el modelo final.

4. Conclusiones y líneas futuras

El método de *Watersheds* interactivo ha demostrado ser un método eficaz para la segmentación del parénquima hepático en imágenes de RM. La introducción de una cierta interactividad permite controlar el proceso y aumentar la robustez global del mismo.

En cuanto al análisis vascular, el cálculo de la respuesta *medialness* multiescala presenta una mayor robustez que otra serie de métodos y funciona bien en imágenes RM puesto que se basa en el cálculo de valores de gradiente y no en valores absolutos de intensidad. Sin embargo, se requiere un análisis posterior para evitar errores y extraer información relevante.

Es necesario completar la extracción de las líneas centrales con un análisis vascular profundo para obtener información de longitudes y diámetros, eliminar falsas ramas y realizar reconexiones. Finalmente, es necesario incorporar dicha información para obtener un modelo vascular tridimensional de elevada precisión que pueda incorporarse al sistema de planificación.

Por otro lado, iremos avanzando en el desarrollo del sistema de planificación, automatizando algunas de las tareas intermedias y escondiendo gran parte de los detalles al usuario final.

Finalmente, tanto los algoritmos de segmentación como el sistema de planificación completos deben ser debidamente evaluados y validados por parte de radiólogos y cirujanos.

Agradecimientos

Queremos agradecer su colaboración a los doctores Jorge Ortiz de Urbina y Andrés Valdivieso de la Unidad de Cirugía Hepatobiliar y Transplante Hepático del Hospital de Cruces.

Este trabajo está financiado por el Dpto. de Industria, Comercio y Turismo del Gobierno Vasco a través del Programa INTEK y desarrollado en colaboración con Bilbomática S.A. y STT Ingeniería y Sistemas S.L.

Referencias

[1] Couinaud, C. (1957). *Le Foie : Études Anatomiques et Chirurgicales*. Masson Edition, France.

[2] Lee, V.S., Lavelle, M.T., Rofsky, N.M., Laub, G., Thomasson, D.M., Krinsky, G.A., Weinreb, J.C. (2000). Hepatic MR-Imaging with a Dynamic Contrast-enhanced Isotropic Volumetric Interpolated Breath-hold Examination

: Feasibility, Reproducibility and Technical Quality. *Radiology*, 215:365-372.

[3] Soler L., Delingette, H., Malandain, G., Montagnat, J., Ayache N., Koehl, C., Dourthe O., Malassagne B., Smith M., Mutter D., Marescaux J. (2001) Fully Automatic Anatomical, Pathological, and Functional Segmentation from CT Scans for Hepatic Surgery. *Computed Aided Surgery*, 6(3):131-42.

[4] Selle, D., Preim B., Schenk, A., Peitgen, H.-O. (2002). Analysis of Vasculature for Liver Surgery Planning. *Trans.Medical Imaging* 21(11):1344-1357.

[5] Meinzer H.-P., Schemmer P., Schöbinger M., Nolden M., Heimann T., Yalcin B., Richter G.M., Kraus T., Büchler M.W., Thorn M. (2004). Computer-based Surgery Planning for Living Liver Donation. *Int. Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 34:291-295.

[6] Vincent, L., Soille, P. (1991). Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(6):583-598.

[7] Whitaker, R.T., Xue, X. (2001). Variable-conductance, level-set curvature for image denoising. *In Proc. Of Int. Conf. on Image Processing*, 3:142-145.

[8] Lindeberg, T. (1998). Feature detection with automatic scale selection. *Int. J. of Computer Vision*, 30(2):77-116.

[9] Cates, J.E., Whitaker, R.T., Jones, G.M. (2005). Case study: an evaluation of user-assisted hierarchical watershed segmentation. *Medical Image Analysis*, 9(6):566-578.

[10] Krissian, K., Malandain, G., Ayache, N., Vaillant, R., Troussset, Y. (2000). Model-Based Detection of Tubular Structures in 3D Images. *Computer Vision and Image Understanding*, 80(2):130-171.

[11] Pock, T., Janko, C., Beichel, R., Bischof, H. (2005). Multiscale Medialness for Robust Segmentation of Vessel Structures. *In Proc. of 10th Computer Vision Winter Workshop (CVWW'05)*, Zell an der Pram, Austria.

[12] Sato, Y., Nakajima, S., Shiraga, N., Atsumi, H., Yoshida, S., Koller, T., Gerig, G., Kikinis, R. (1998). Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. *Medical Image Analysis*, 2(2):143-168.

[13] Bertrand, G., Malandain, G. (1994). A New Characterization of three-dimensional Simple Points. *Pattern Recognition Letters*, 2(15):169-175.

[14] Pudney, C. (1998). Distance-ordered homotopic thinning : a skeletonization algorithm for 3D digital images. *Computer Vision and Image Understanding*, 72(3):404-413.

[15] Ibañez, L., Schroeder, W., Ng, L., Cates, J. (2003) *The ITK Software Guide: The Insight Segmentation and Registration Toolkit*. Kitware Inc. ISBN: 1930934106

[16] Schroeder, W., Martin, K., Lorensen, B. *The Visualization Toolkit*. Third Edition. Kitware Inc. ISBN: 1930934122.

[17] Lee, V.S., DPhil, Lavelle, M.T., Rofsky, N.M., Laub, G., Thomasson, D.M., Krinsky, G.A., Weinreb, J.C. (2000). Hepatic MR Imaging with a Dynamic Contrast-enhanced Isotropic Volumetric Interpolated Breath-hold Examination: Feasibility, Reproducibility, and Technical Quality. *Radiology*, 215:365-372.