

Segmentación automática de imágenes del hígado adquiridas por resonancia magnética

C. Platero Dueñas¹, J. Sanguino Botella¹, P. González Manchón¹, M. C. Tobar Puentes¹, G. Asensio Madrid¹, J. M. Poncela Pardo¹, E. Santos Martín²

¹ Grupo de Bioingeniería Aplicada, Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, España, carlos.platero@upm.es

² Servicio de Radiodiagnóstico, Hospital Clínico San Carlos, Madrid, España

Resumen

Se presenta la segmentación automática del hígado humano adquirida a través de resonancia magnética. El procesado aplica una nueva familia de difusión anisotrópica que carece de parámetros de control. En cuanto a la segmentación, se propone una combinación de técnicas clásicas de umbralización, detección de bordes y post-procesado de morfología binaria con un contorno activo basado en la minimización de las varianzas de luminancia.

1. Motivación

El cáncer de hígado es una de las causas más importantes de mortalidad asociada al cáncer en todo el mundo, y su incidencia en los países occidentales se halla en expansión. El carcinoma hepatocelular es responsable del 80 al 90% de todos los tipos de cáncer de hígado. El número anual de casos supera los 500.000 al año y es la tercera causa de muerte asociada con neoplasias. En la Comunidad de Madrid, unas 23.000 personas son diagnosticadas de cáncer cada año y el 5.34% lo son de hígado. El pronóstico usual es poco alentador, dado que a sólo entre un 10 y un 20 por ciento de los pacientes se le puede extirpar los tumores completamente mediante cirugía. Para la confirmación del diagnóstico se procede a la biopsia. Sin embargo, esta técnica invasiva puede ser sustituida por el análisis de imágenes de tomografía, TAC, y resonancia magnética, RM [1]. Por otro lado, el tratamiento más eficaz es la resección quirúrgica. Para este caso la lesión o lesiones hepáticas deben ocupar una porción del hígado suficientemente acotado, de modo que al extirparlo no se sacrifique la supervivencia del órgano. El éxito de la operación dependerá del tamaño, posición y número de tumores. En algunos casos, el cirujano extirpa completamente el hígado del paciente y lo sustituye por otro sano de un donante. Esta opción es válida si el cáncer no ha comenzado a extenderse y hay un donante compatible.

Desde el diagnóstico hasta el trasplante, pasando por la resección quirúrgica, se requiere del análisis de las imágenes procedentes de tomografía y resonancia magnética. El diagnóstico busca las lesiones hepáticas [2], la resección planifica la operación mediante la reconstrucción 3D del hígado del paciente [3], y para el trasplante se exige un análisis de volumetría del hígado del donante [4]. Estas imágenes médicas deben ser interpretadas por los radiólogos. Sin embargo, la

interpretación humana queda desbordada frente a la complejidad de estos casos que requieren de la integración de una abrumadora cantidad de imágenes procedente de un solo paciente, tanto de TAC como de RM. La alternativa es la asistencia de diagnóstico médica mediante técnicas de visión por computador. Estas técnicas se han desarrollado extraordinariamente en mamografías, resonancia cerebral y tórax. Sin embargo, no ocurre lo mismo con imágenes abdominales y en concreto del hígado. Aunque existen múltiples trabajos desde la década de los 90, la variabilidad de tamaño y forma del hígado entre los pacientes y la proximidad con otros órganos de intensidad similar, hacen especialmente difícil la segmentación automática del hígado.

2. Estado actual de la segmentación del hígado

Los sistemas comerciales actuales ofrecen herramientas de apoyo al radiólogo para la segmentación del hígado. Normalmente se interacciona a través del ratón para seleccionar las áreas de interés y ajustar semi-automáticamente el contorno por cada rodaja del TAC o RM. De los casi 150 cortes que se proporcionan, para análisis de volumetría, el radiólogo sólo selecciona unos 20. Según los radiólogos del hospital Clínico San Carlos de Madrid, se emplean unos treinta minutos en dicho proceso. Se evidencia que la falta de exactitud de la selección manual, el poco aprovechamiento del volumen total de información generada, el consumo de tiempo del especialista y la tarea repetitiva y poco gratificante de la intervención humana anima y justifica las técnicas automáticas de segmentación.

En 1993, Bae et al [5] presentan un sistema semiautomático basado en umbralizaciones en niveles de grises y técnicas de morfología en imágenes TAC, tomadas después de una inyección intravenosa de material de contraste de yodo. En la actualidad, se usa el contraste mediante inyección intravenosa o de forma oral en el 90% de los pacientes. Más tarde, en 1996, Gao et al [6] presentan un método basado en el análisis del histograma por cada rodaja, la aplicación de procesamiento morfológico binario y la validación del resultado mediante la localización de los contornos adyacentes y la continuidad de la superficie exterior del hígado. Soler et al [7] publican la segmentación automática del hígado, del sistema vascular y de lesiones hepáticas en el contexto del proyecto europeo EUREKA ODYSSEUS Σ13184. Para la

segmentación del hígado plantean una solución inicial empleando el análisis del histograma y operadores de morfología binaria. A partir de esta solución realizan una adaptación mediante un modelo deformable, empleando técnicas de alineamiento sobre cuerpos no rígidos. Una vez localizado el hígado, se centran en detectar los tumores y la red de vasos sanguíneos. Utilizan técnicas de difusión anisotrópica y realizan una umbralización multimodal dentro del hígado.

En la actualidad se presentan trabajos que plantean mejoras sobre las técnicas de segmentación del órgano. Se está incidiendo en la mejora de las técnicas de umbralización multimodal, explotando la información del histograma y el conocimiento a priori [8]. Lim et al [9] analizan el histograma del TAC abdominal y proponen un esquema donde utilizan los filtros morfológicos con técnicas de agrupamiento no supervisada para obtener un contorno inicial. La deformación del contorno del hígado se realiza utilizando una base de datos que contiene los mapas del gradiente de la zona de contacto con otro órgano, con un hueso o con el aire.

Un planteamiento diferente son las técnicas de segmentación basadas en atlas abdominales. Estos métodos emplean técnicas de alineamiento sobre modelos rígidos en una primera etapa, y luego se refinan mediante la deformación del modelo sobre la pila de imágenes del órgano [10].

La ponencia se organiza exponiendo en el siguiente apartado los fundamentos de las técnicas de procesamiento empleada. En la sección cuarta se plantea la algoritmia de segmentación. Por último, los métodos numéricos empleados y los experimentos realizados son presentados en la quinta sección.

3. Técnicas de procesamiento basado en una familia de difusión anisotrópica

Cada vez más se emplean las imágenes de RM en lesiones hepáticas. La RM es preferible sobre TAC al ofrecer más contraste sobre los órganos abdominales. Sin embargo, la RM presenta grandes dificultades de segmentación por umbral de intensidad, a consecuencia de la falta de homogeneidad del campo magnético. De hecho, dentro del propio órgano aparece una fuerte variación del nivel de gris, debido al sesgo de la radiación.

Ibrahim et al [11] han modelado la señal 2D de RM como la agregación de ruido multiplicativo y gaussiano. Para su filtrado, han presentado la aplicación combinada de un filtro de realzado local seguido de una mediana.

En esta ponencia proponemos la aplicación de una difusión anisotrópica 3D para el procesamiento de las imágenes abdominales de RM.

3.1. Familia de difusión anisotrópica

La aplicación de un filtro de difusión no lineal sobre una imagen en niveles de grises, $u_0 : \Omega \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, produce otra imagen procesada, $u(x, t)$, como solución

del proceso de difusión con condiciones de contorno de Neumann e iniciales:

$$\begin{aligned} \partial_t u &= \operatorname{div}(g(|\nabla u|)\nabla u) & x \in \Omega & t > 0 \\ u(x, 0) &= u_0(x) & x \in \Omega & \text{c.i.} \\ \partial_x u &= 0 & x \in \partial\Omega & \text{c.c.} \end{aligned} \quad (1)$$

Como $g(|\nabla u|)$ se ha estudiado una familia de difusividades uniparamétricas que carecen de parámetros de control [12]:

$$g(|\nabla u|) = \frac{1}{|\nabla u|^p} \quad p \in \mathbb{R}^+ \quad (2)$$

Para $p > 1$ se caracteriza por una combinación de difusión directa en la componente tangencial a la curva de nivel y difusión inversa en la dirección normal. Para $p=2$, el proceso de difusión se traduce en un realce de los bordes, en una gran variedad de rangos de pendiente y suavizado de las zonas homogéneas.

3.2. Discretización del filtro

Aunque originariamente el filtro proviene de un funcional convexo en su expresión continua, en su proceso de discretización puede resultar incondicionalmente estable. Para el caso 1D, la naturaleza difusiva de la ecuación (1) puede tener una aproximación de la derivada espacial de la forma

$$\begin{aligned} \partial_t u &= \partial_x (g(|\partial_x u|)\partial_x u) \approx \\ & \frac{1}{2} \left[\delta_x^+ \left[g(\delta_x^- u) \right] \delta_x^- u + \delta_x^- \left[g(\delta_x^+ u) \right] \delta_x^+ u \right], \end{aligned} \quad (3)$$

siendo δ_x^+ y δ_x^- las diferencias progresiva y regresiva, obteniendo la expresión semi-discreta

$$\begin{aligned} \frac{du_i}{dt}(t) &= \frac{1}{h^2} \\ & \left[g_{i,i+1}(t)(u_{i+1}(t) - u_i(t)) - g_{i,i-1}(t)(u_i(t) - u_{i-1}(t)) \right] \end{aligned} \quad (4)$$

Matricialmente puede escribirse

$$\frac{d[u]}{dt} = A(u)[u], \quad (5)$$

donde

$$a_{ij}(u) = \begin{cases} \frac{g_{ij}}{h^2} & j \in N(i) \\ -\sum_{j \in N(i)} \frac{g_{ij}}{h^2} & i = j \\ 0 & j \notin N(i) \end{cases} \quad (6)$$

siendo $N(i)$ el conjunto de los dos píxeles vecinos de i (en el caso de píxeles del contorno sólo habría un único vecino) y $h = \Delta x$. Resulta que este proceso de filtrado da lugar a una matriz A que satisface las condiciones para

evolucionar dentro de un marco escala-espacio (*scale-space*)[13]. Para finalizar con el esquema numérico se aborda la discretización temporal desde un punto de vista semi-implícito, debido a su comportamiento estable y que evite restricciones sobre el paso del tiempo $\Delta t \equiv k$ propios de esquemas explícitos [13]. Para ello se considera un paso de tiempo $k > 0$ y se representa por u_i^m una aproximación de $u(x_i, mk)$, dando lugar al esquema,

$$\frac{u_i^{m+1} - u_i^m}{k} = \sum_{j \in N(i)} \frac{g_{ij}^m}{h^2} (u_j^{m+1} - u_i^{m+1}) \quad (7)$$

En forma matricial,

$$\left[I - kA(u^m) \right] [u^{m+1}] = [u^m] \quad (8)$$

que sigue verificando las condiciones discretas que establecen su evolución en un marco escala-espacio. La extensión a dimensión mayor que uno se consigue a través de la descomposición del proceso de difusión en sus componentes a través de AOS (*Additive Operator Splitting*) [13].

4. Algoritmia de segmentación

Una vez definido el volumen de interés, donde está localizado el hígado, se procede al procesado de difusión. En la imagen resultante se ha realzado los bordes y se han suavizado las zonas homogéneas. Del análisis del histograma de la imagen filtrada se obtienen un umbral inferior y superior capaz de definir el tejido del hígado (parénquima). Sin embargo, el ruido multiplicativo que aparece en la señal de RM exige unos umbrales poco restrictivos, lo que se traduce en el solapamiento del tejido con el sistema vascular hepático y con otros tejidos y órganos colindantes. Se aplica una detección de contornos cerrados sobre la imagen filtrada, empleando el detector de Canny. A continuación, una etapa de post-procesado de morfología binaria se efectúa sobre la imagen umbralizada y la detección de los contornos, pasando el resultado a una etapa de etiquetamiento. Como el hígado es el órgano de mayor volumen, se extrae la primera aproximación de la segmentación de este órgano.

La solución obtenida se ha desprendido parcialmente del sistema vascular y además el contorno no está bien definido. A partir de esta primera solución se hace evolucionar un contorno activo para refinar la segmentación.

4.1. Refinamiento de la segmentación

La partición provisional del hígado se caracteriza por contener principalmente el tejido blando, fuera ha quedado gran parte del sistema vascular hepático, la musculatura exterior y el riñón derecho. La hipótesis de partida, para el refinamiento, se fundamenta en el hecho de que el conjunto total exterior es de menor intensidad que el hígado. Esta afirmación se basa en un crecimiento medio de la intensidad dentro del hígado al añadir, con la

evolución del contorno activo, el sistema vascular. Por tanto, la variabilidad de intensidad dentro del hígado aumentará, la cual deberá ser contrarrestada por la variabilidad exterior al hígado.

Se propone aplicar un funcional de Mumford-Shah simplificado. El objetivo es la minimización de las varianzas interiores y exteriores de luminancia respecto a la partición del contorno, junto con la minimización del contorno. Se define una hipersuperficie $C \subset \mathbb{R}^{n-1}$ que particione el dominio de la imagen, representando C la frontera del subconjunto abierto $\omega \subset \Omega$, el cual representará la segmentación del hígado. El nivel energético del contorno quedará definido como[14]:

$$E(c_{in}, c_{out}, C) = \lambda_{in} \int_{\omega} (u - c_{in})^2 dx + \lambda_{out} \int_{\Omega \setminus \bar{\omega}} (u - c_{out})^2 dx + \mu H^{n-1}(C) \quad (9)$$

Siendo c_{in} y c_{out} los valores medios de intensidad dentro y fuera del contorno:

$$c_{in} = \frac{\int_{\omega} u dx}{\int_{\omega} dx} \quad c_{out} = \frac{\int_{\Omega \setminus \bar{\omega}} u dx}{\int_{\Omega \setminus \bar{\omega}} dx} \quad (10)$$

Además $H^{n-1}(C)$ denota la medida de C en la dimensión $n-1$, y $\lambda_{in} > 0$, $\lambda_{out} > 0$ y $\mu > 0$ son parámetros de control.

5. Aspectos numéricos y resultados

En el proceso de difusión, la ilimitada difusividad cuando el módulo del gradiente tiende a infinito se ha resuelto empleando una pequeña constante de regularización, ε . En los experimentos se ha empleado el valor de 10^{-3} . En cuanto a la resolución del esquema semi-implícito se ha utilizado el algoritmo AOS. Las imágenes han sido filtradas con una sola iteración con un incremento de tiempo de 0.01s y $p = 2$. En la figura 1 se aprecian cuatro cortes consecutivos del hígado. A la izquierda se muestra la imagen original y a la derecha la realzada.

Se ha vuelto muy popular el uso de técnicas de *level set* para la implementación de los contornos activos, por su manejo de los puntos que presentan discontinuidades y su facilidad de cambio topológico. Sin embargo, los problemas de estabilidad numérica de la dinámica y su alto coste computacional se han presentado como una limitación importante en su puesta en práctica [15]. Recientemente, un nuevo método, encuadrado dentro de las técnicas *narrow band*, permite eliminar las etapas de reinicialización, reduce el ancho de la banda a un entorno de $3 \times 3 \times 3$ y emplea un escenario simple de diferencias finitas [16]. Se fundamenta en añadir un término de preservación de la función distancia con signo en el *level set*. Además, la inicialización del contorno puede partir de una imagen binaria, permitiendo integrar las técnicas clásicas de procesado y segmentación como elemento de partida inicial. Los tiempos de computación se reducen hasta en tres niveles de magnitud.

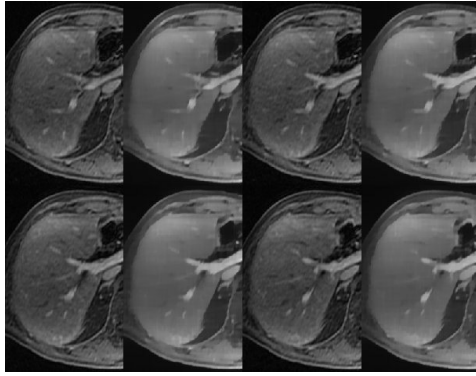


Figura 1. Cuatro cortes del hígado. A la izquierda la imagen original, a la derecha la imagen filtrada

En la figura 2 se presenta una serie de cortes del hígado, apareciendo en verde la primera solución o inicio del contorno; en rojo se ha presentado la evolución final del contorno. La figura 3 muestra la reconstrucción 3D de la segmentación final del hígado.

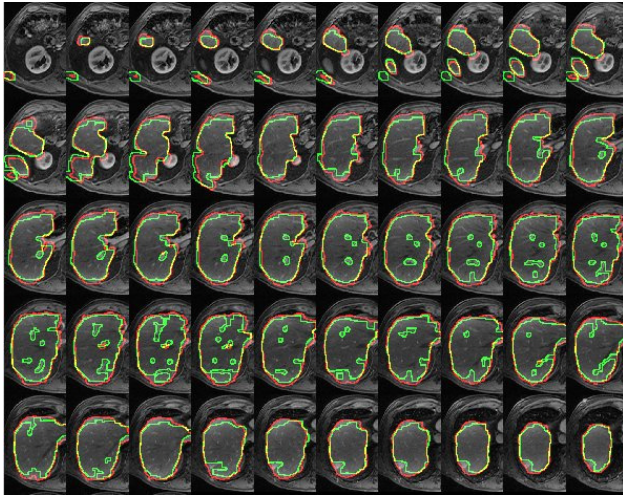


Figura 2. Solución de algunos cortes del hígado. En verde el inicio del contorno y en rojo la solución final

El coste computacional para un volumen de 350x250x55 píxeles es de 28 s. para el filtrado difusivo, umbralización y post-procesado y de 6 s. para la evolución del contorno activo.

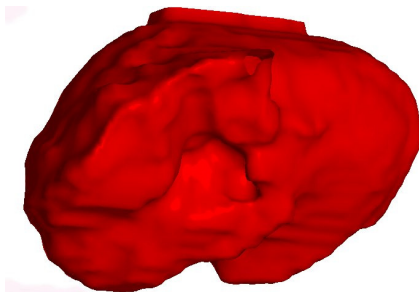


Figura 3. Reconstrucción 3D del hígado con 55 cortes

Referencias

- [1] Fasel J, Selle D, Evertsz C, Terrier F, Peitgen HO, Gailloud P, Segmental anatomy of the liver: poor correlation with CT, *Radiology* vol 206, 1998, pp. 151-156.
- [2] Lu R, Marziliano P, Liver tumor volume estimation by semi-automatic segmentation method, *Proceedings of the 2005 IEEE, Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, Shanghai, China, September, 2005, pp 1-4.
- [3] Meinzer HP, Thorn M, Computerized planning of liver surgery - An overview, *Computers & Graphics* vol 26, 2002, pp. 569-576.
- [4] Emiroglu R, Coskun M, Yilmaz U, Sevmis S, Ozcay F, Haberal M, Safety of Multidetector Computed Tomography in Calculating Liver Volume for Living-Donor Liver Transplantation, *Transplantation Proceedings*, vol 38, 2006, pp. 3576-3578.
- [5] Bae KT, Giger ML, Chen CT, Kahn CE, Automatic segmentation of liver structure in CT images. *Med Phys* vol. 20, 1993, pp. 71-78.
- [6] Gao L, Heath DG, Kuszyk BS, Fishman EK, Automatic Liver Segmentation Technique for Three-dimensional Visualization of CT Data, *Radiology*, vol. 201, 1996, pp. 359-364.
- [7] Soler L, Delingette H, Malandain G, Montagnat J, Ayache N, Koehl C, Dourthe O, Malassagne B, Smith M, Mutter D, Marescaux J, Fully automatic anatomical, pathological and functional segmentation from CT scans for hepatic surgery. *Comput Aided Surg* vol. 6, 2001, pp. 131-142.
- [8] Seo KS, Kim HB, Park T, Kim PK, Park JA, Automatic Liver Segmentation of Contrast Enhanced CT Images Based on Histogram Processing, *ICCS 2005, LNCS 3516*, pp. 822 - 825.
- [9] Lim S, Jeong Y, Ho Y, Automatic liver segmentation for volume measurement in CT Images, *J. Vis. Commun. Image R.* vol. 17, 2006, pp. 860-875.
- [10] Park H, Bland PH, Meyer CR, Construction of an abdominal probabilistic atlas and its application in segmentation. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. 22, 2003, pp. 483-492.
- [11] Ibrahim H, Petrou M, Wells K, Doran S, Olsen O, Preprocessing for use in Automatic Volumetric Liver Segmentation from NMR Data, *Nuclear Science Symposium Conference Record, IEEE*, 2004.
- [12] Platero C, Sanguino J, González PM., Tobar MC, Asensio G, *Agrupación natural de los píxeles*, XXVI Jornadas de Automática, sep 5-7, Almería 2006.
- [13] Weickert B, Haar Romeny M, Viergever MA, Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, vol. 7(3), pp. 398-410.
- [14] Chan T, Vese L, Active contours without edges, *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, vol. 10(2), pp. 266-277.
- [15] Osher S, Fedkiw R, *Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces*, Applied Mathematical Sciences, Vol. 153, Springer (2003).
- [16] Li C, Xu C, Gui C, Fox MD, Level Set Evolution without Re-Initialization: A New Variational Formulation, *CVPR* vol. 1, 2005, pp. 430-436.