

# Algoritmo Morfológico de Segmentación de Imágenes de Resonancia Magnética Normales Ponderadas en T1

J.E. Ortuño<sup>1</sup>, N. Malpica<sup>1</sup>, S. Reig<sup>2</sup>, R. Martínez<sup>2</sup>, M. Desco<sup>2</sup>, A. Santos<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Departamento de Ingeniería Electrónica, ETS Ingenieros de Telecomunicación, Universidad Politécnica de Madrid

<sup>2</sup>Unidad de Medicina y Cirugía Experimental, Hospital General Universitario “Gregorio Marañón”, Madrid

## Resumen

*En este artículo se presenta una técnica de segmentación intracraneal de imágenes craneales de Resonancia Magnética Nuclear ponderadas en T1.*

*Con esta metodología, la identificación del tejido cerebral y su separación del cráneo se realiza de manera automática mediante un esquema que combina dos procedimientos morfológicos: una reconstrucción dual seguida de una transformación watershed.*

*Se trata de un proceso casi automático, pues la segmentación final depende de un único parámetro.*

## 1. Introducción

Dentro del campo del tratamiento de imágenes médicas es necesario desarrollar métodos automáticos de segmentación, que eviten en lo posible los procedimientos manuales. Los métodos manuales presentan dos dificultades importantes: el considerable esfuerzo de tiempo que precisan, y el error experimental entre-operador inherente. La repetibilidad y rapidez de una segmentación automática es especialmente útil en modalidades médicas que representen datos en forma tridimensional (3D), tal como ocurre en la Resonancia Magnética (RM).

La segmentación intracraneal, entendida como la separación del encéfalo del resto de tejidos contiguos que normalmente carecen de interés en neuroimagen, es normalmente un primer paso que facilita la segmentación posterior de los distintos tejidos cerebrales (sustancia gris, sustancia blanca y líquido cefalorraquídeo). La segmentación directa de estas regiones a partir de una imagen de RM cerebral se vería muy dificultada por la presencia de otras clases de tejido, como hueso, cuero cabelludo, grasa, etc.

Una imagen de RM cerebral 3D contiene un número elevado de planos bidimensionales, y por consiguiente la segmentación intracraneal realizada de manera manual, corte a corte, es bastante costosa en tiempo. Se han

propuesto métodos semi-automáticos basados en plantillas y modelos deformables [1] que en cualquier caso requieren de bastante interactividad por parte del usuario, y en consecuencia este tipo de procedimientos es relativamente lento.

En este artículo se propone un esquema de segmentación intracraneal prácticamente automático, que solamente requiere la elección de un parámetro de entrada. Se aprovecha la topología característica de la imagen de RM cerebral con ponderación en T1, para aplicar un procedimiento morfológico basado en la transformación *watershed* sobre una imagen reconstruida.

El resto del artículo se estructura de la siguiente manera: La sección 2 introduce el concepto de transformación *watershed* y su utilidad en la segmentación de imágenes. La sección 3 describe la reconstrucción morfológica, que evita en gran medida la sobsegmentación inherente del operador *watershed*. En la sección 4 se detalla el método de segmentación intracraneal propuesto, aplicado a imágenes de resonancia de tipo T1. Finalmente se presentan los resultados obtenidos y las conclusiones.

## 2. La transformación watershed

La transformación *watershed* es una técnica morfológica de segmentación de imágenes de niveles de gris. Es un método de segmentación basado en regiones, que divide todo el dominio de la imagen en conjuntos conexos. Se aplica a imágenes 2D [2] y 3D [3].

El concepto de *watershed* procede del campo de la topografía: en un relieve topográfico, las líneas *watershed* son las fronteras de separación entre las cuencas de deyección de ríos y lagos. Además, cada cuenca está asociada a un mínimo local de relieve. Se puede dar una definición rigurosa de la transformación *watershed* utilizando los conceptos de *distancia topográfica* y la teoría de Grafos [4].

La transformación *watershed* se puede aplicar a imágenes en escala de grises (multinivel), tomando en

cuenta que la intensidad de un punto representa una altura equivalente en un relieve topográfico asociado (Fig. 1). El caso tridimensional tiene el mismo significado topológico aunque no se pueda visualizar el relieve 4D equivalente.

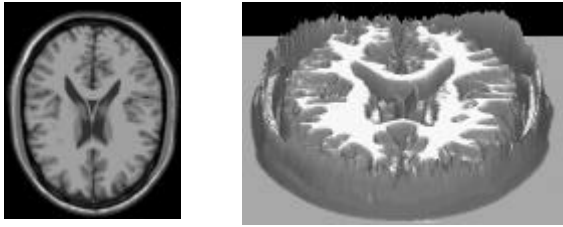


Fig. 1. Corte axial en un Phantom de RMN y una representación en forma de superficie topográfica..

Vincent y col. [5], dan una definición morfológica de la transformación *watershed* para el caso discreto (y aplicable por tanto al caso de las imágenes digitales). Se trata de una definición constructiva que *extiende* las cuencas mediante la simulación de un proceso de inundación a partir de los mínimos locales.

Se han propuesto distintos algoritmos eficientes para hallar la transformación *watershed* en imágenes digitales multinivel [4], [5], [6]. Estos algoritmos asignan una etiqueta especial a los píxeles integrantes de las líneas *watershed*, que constituyen la frontera de separación entre las cuencas o regiones *watershed*. Adicionalmente también se etiqueta cada una de estas cuencas con un valor identificativo, para facilitar el tratamiento posterior.

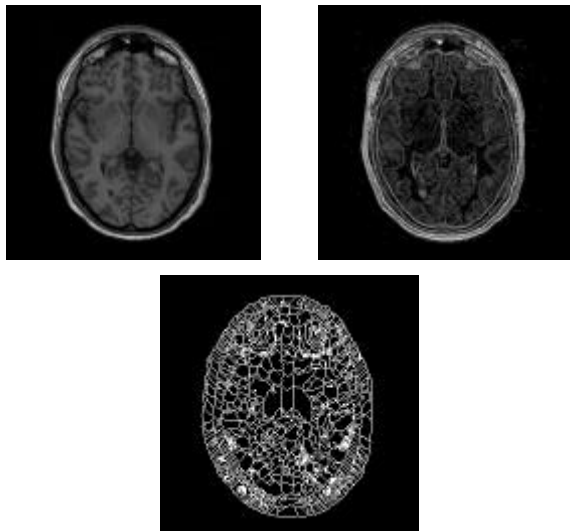


Fig. 2. RMN cerebral ponderada en T1(a), Imagen gradiente (b), T. watershed (c). Se representa un único corte axial

Con el objeto de separar zonas homogéneas de la imagen, no se suele trabajar con la transformación *watershed* de la imagen original, sino que se opera a partir de una imagen gradiente (Fig. 2). De esta manera se

espera que los bordes de alto valor de gradiente se correspondan siempre con líneas *watershed* [2].

## 2.1. Sobresegmentación

Debido al gran número de mínimos locales que presenta una imagen digital ruidosa, cada uno de ellos asociado a una cuenca *watershed*, este operador morfológico produce una gran sobresegmentación en pequeñas regiones cuando se aplica a una imagen sin pre-procesar. En una RM típica puede haber del orden de decenas de miles de mínimos locales.

Con un filtrado anisotrópico se puede reducir notablemente la sobresegmentación, a la vez que se respeta la localización de los bordes significativos de la imagen [7]. Aún así, es necesario recurrir a algoritmos de unión de regiones [2], [3], [8] basados en la reducción iterativa de una estructura RAG (Grafo de regiones adyacentes).

## 3. Reconstrucción morfológica

Otra posibilidad de evitar la sobresegmentación en imágenes *watershed* consiste en modificar la *homotopía* de la imagen seleccionando los mínimos locales que queremos mantener. Un operador apropiado para este propósito es la reconstrucción geodésica o morfológica [9], que se realiza mediante una serie de dilataciones o erosiones condicionadas, teniendo en este último caso la llamada reconstrucción dual.

Utilizamos un algoritmo de reconstrucción propuesto por Beucher y col. [6], más eficiente que la implementación de la definición morfológica.

El resultado de la reconstrucción dual de una imagen (imagen *máscara*) depende del tipo de imagen *marcadora* que se emplee como punto de partida para las sucesivas erosiones.

### 3.1. El algoritmo “dynamics”

Se denomina *dynamics* de un mínimo local, a la menor diferencia de nivel de gris que un camino (que parta de ese mínimo) debe *superar*, para llegar a otro mínimo de menor valor [10]. El *dynamics* de un mínimo local está relacionado con la *profundidad* de la cuenca *watershed* asociada. Este concepto se ilustra en la Fig. 3.

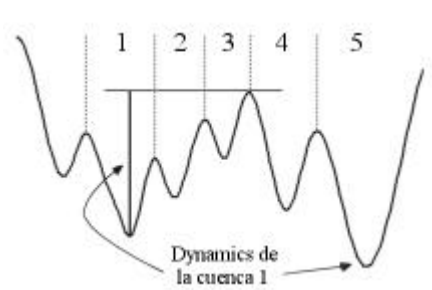


Fig. 3. Ilustración del concepto de dynamics de un mínimo

El *dynamics* de un mínimo local (y por extensión, el *dynamics* de una cuenca *watershed*) se expresa matemáticamente como:

$$\min \left\{ \max_{s,t} \{ f(s) - f(t) \mid \gamma : a, b \} \right. \\ \left. R^N, f : \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}, \gamma : \mathbb{R}^N \rightarrow M \right\}$$

Donde  $\gamma$  es el camino que une dos puntos, y  $M$  es el mínimo local asociado a la cuenca.

Mediante una reconstrucción morfológica dual de una imagen  $I(x)$ , utilizando  $I(x)+D$  como función marcadora, se eliminan todos los mínimos locales cuyo *dynamics* sea menor o igual que el número  $D$ . Este procedimiento se conoce como el algoritmo *dynamics* [10].

La imagen modificada tendrá lógicamente tantas cuencas *watershed* como mínimos locales *supervivientes* tras el algoritmo de reconstrucción.

#### 4. Segmentación intracraneal

Para que sea viable la identificación de todo el tejido cerebral mediante una transformación *watershed* sobre la imagen reconstruida mediante un algoritmo de *dynamics*, una RM cerebral ponderada en T1 debe cumplir las siguientes características morfológicas [11]:

- ?? La sustancia blanca está *conectada*. Es decir, se puede establecer un camino entre dos vóxeles cualesquiera de sustancia blanca, contenido dentro de ella (esta propiedad no es cierta en general para cortes 2D).
- ?? La sustancia gris y el líquido cefalorraquídeo rodean completamente a la sustancia blanca y presentan menor intensidad de gris.
- ?? El líquido cefalorraquídeo, junto con parte del tejido óseo adyacente, constituye un *valle* limitado interiormente por la región cerebral, y exteriormente por los vóxeles de gran intensidad pertenecientes a la médula ósea del cráneo.

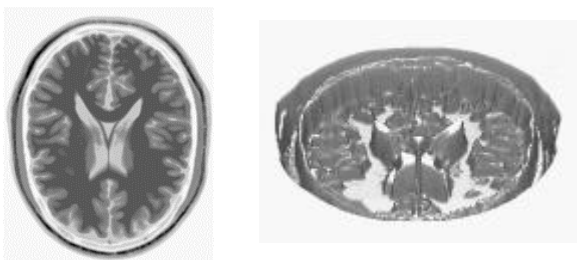


Fig. 4. Representación topográfica de un phantom de RMN T1(imagen negativa).

Con estas premisas, si se invierten los valores de gris para formar una imagen negativa 3D, se apreciará una *cresta* constituida principalmente por vóxeles de líquido cefalorraquídeo y tejido óseo adyacente, que rodea a las regiones cerebrales, más bajas en el relieve equivalente. En la Fig. 4 se muestra un ejemplo de las características

morfológicas del negativo de un único corte axial perteneciente a un *phantom* de RM de tipo T1.

#### 4.1. Método

Partiendo de una imagen de RM en negativo, y para evitar la sobresegmentación ocasionada por un operador *watershed*, previamente se reconstruye morfológicamente la imagen mediante el algoritmo *dynamics* introducido en la sección anterior. El resultado de este proceso es equivalente al algoritmo *fast-watershed* presentado en [11], pero en nuestro caso hemos separado el algoritmo de eliminación de mínimos no significativos del cálculo de la transformación *watershed* propiamente dicha. Así utilizamos dos algoritmos estándar.

Aplicamos un algoritmo *watershed* de Vincent [5] con las modificaciones publicadas en [4]. Se emplea la conectividad c-6, que consigue mayor precisión de detección de bordes en una imagen 3D. Este algoritmo traza las líneas *watershed* y etiqueta todas las cuencas.

Tal como se ha descrito el esquema de segmentación, el operador solamente necesita estimar el parámetro de *dynamics*. Si la elección ha sido apropiada, la región intracraneal (cerebro, encéfalo, bulbo raquídeo y parte de la médula espinal) quedará englobada dentro de una sola cuenca en la imagen *watershed* resultante. Se puede detectar automáticamente esta región porque es la de mayor tamaño, o bien porque engloba el vóxel central de una RMN cerebral típica.

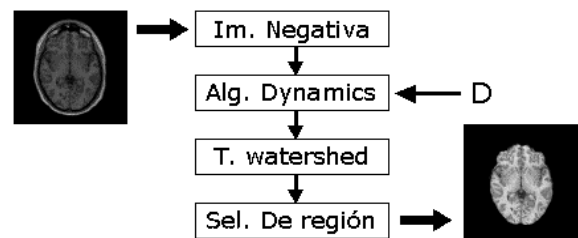


Fig. 5. Esquema de segmentación intracraneal propuesto.

#### 5. Resultados

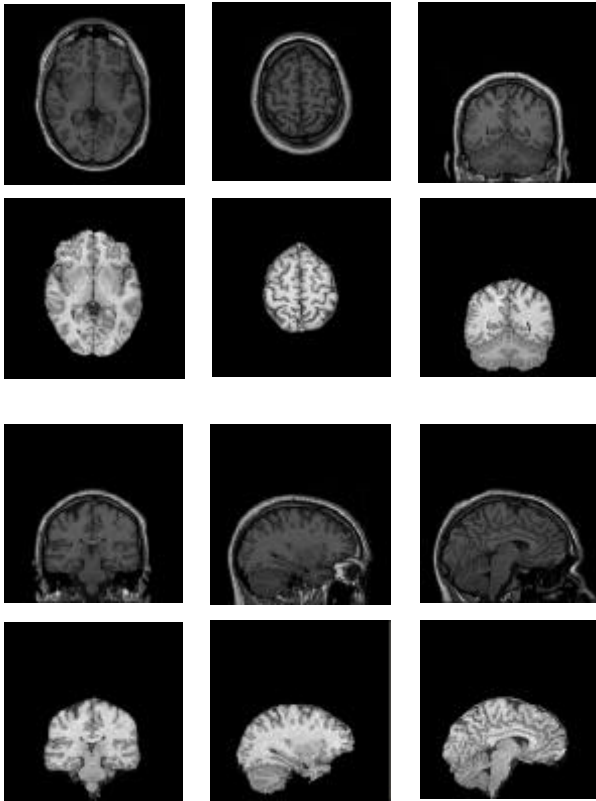
La estimación del parámetro de *dynamics* puede hacerse en función del valor de intensidad máxima de vóxel presente en la resonancia.

Si se elige un valor de *dynamics* menor que el apropiado, la región intracraneal queda dividida en más de una cuenca. Si el número de ellas es reducido se pueden terminar de unir manualmente. Por el contrario, si la reconstrucción morfológica anterior al operador *watershed* se ha realizado con un número de *dynamics* demasiado elevado, se añaden zonas de tejido no cerebral en la cuenca central, porque la *cresta* de separación se ve rebasada en el proceso de reconstrucción.

En la Fig. 6 se muestra un ejemplo de segmentación intracraneal mediante el método propuesto. En este caso,

se utilizó un parámetro de *dynamics* igual al 14% del rango dinámico. Se han seleccionado varios planos del resultado completo en 3D.

En la resonancia de la Fig. 6, más de un 98% de los vóxeles pertenecientes al encéfalo han sido correctamente asignados (en comparación con la segmentación manual realizada por un experto).



**Fig. 6.** Resultado de la segmentación automática propuesta: distintos cortes de una de una RMN cerebral T1 de 256x256x150 vóxeles.

## 6. Conclusiones

Para las imágenes de RM que cumplen las condiciones morfológicas de la sección 4, existe un rango bastante amplio del parámetro de *dynamics* bajo el cual es posible una segmentación intracraneal aceptable.

Si la imagen de RM no cumple las características mencionadas anteriormente (debido a excesivo ruido, no-uniformidad de RF o efecto de volumen parcial derivado de una escasa resolución), puede resultar imposible conseguir una sola cuenca que englobe toda la región intracraneal. En este caso se pierde automatismo porque se hace necesario unir manualmente varias regiones. En cualquier caso, el post-proceso de edición manual necesario para completar la segmentación es rápido y sencillo (repetible).

Las regiones intracraneales segmentadas suelen incluir, además del tejido cerebral (sustancia gris, sustancia blanca y líquido cefalorraquídeo) parte de las meninges y otros tejidos que están directamente contiguos con la corteza cerebral.

## Agradecimientos

Este trabajo ha sido en parte financiado por el proyecto TIC99-1085-C02 (CICYT) y por el III PRICIT Comunidad de Madrid).

## Referencias

- [1] Friston JK, Ashburner J, Poline JB, Frith CD, Heather JD, Frackowiak RSJ. Spatial Registration and Normalization of Images. *Hum. Brain Mapping* 1995; 2:165-189.
- [2] Haris K, Efstratiadis S, Maglaveras N, Katsaggelos A. Hybrid Image Segmentation Using Watersheds and Fast Region Merging. *IEEE Trans. Image Processing* 1998; 7:1684-1699.
- [3] Sijbers J, Scheunders P, Verhoye M, Linden AVD, Dyck DV, Raman E. Watershed Segmentation of 3D MR Data for Volume Quantization. *Magnetic Resonance Imaging* 1997; 15:679-688.
- [4] Roerdink JBJM, Meijster A. The Watershed Transform: Definitions, Algorithms and Parallelization Strategies. *Fundamenta Informaticae* 2000; 41:187-228.
- [5] Vincent L, Soille P. Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell* 1991; 13:583-598.
- [6] Beucher S, Meyer F. The Morphological Approach to Segmentation: The Watershed Transformation. In: *Mathematical Morphology in Image Processing*. New York, Marcel Dekker 1993;433-481.
- [7] Gerig G, Kübler R, Kikinis R, Jolesz, FA. Nonlinear Anisotropic Filtering of MRI Data. *IEEE Trans. Medical Imaging*, 1992; 2:221-232.
- [8] Bueno G, Musse O, Heitz F, Armspach JP. 3D Segmentation of Anatomical Structures in MR Images on Large Data bases. *Magnetic Resonance Imaging* 2001; 19:73-88
- [9] Sternberg SR. Grayscale Morphology. *Computer Vision, Graphics and Image Processing* 1986; 35:335-355.
- [10] Najman L, Schmitt M. Geodesic Saliency of Watershed Contours and Hierarchical Segmentation. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell* 1996; 18:1163-1173.
- [11] Hahn HK, Peitgen H. The Skull Stripping Problem in MRI Solved by a Single 3D Watershed Transform. 3<sup>d</sup> Med. Imag. Computing and Computer-assist. Intervention Conf 2000, Pittsburg, USA.

Dirección:

Andrés de Santos y Lleó.  
Departamento de Ingeniería Electrónica, ETS Ingenieros de Telecomunicación, Universidad Politécnica de Madrid.  
C/ Ciudad Universitaria S/N, 28040, Madrid.  
Tlf. 91 336 68 27. Fax: 91 336 73 23.  
[andres@die.upm.es](mailto:andres@die.upm.es)