# SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES DE RESONANCIA MAGNÉTICA DE CEREBROS A TRAVÉS DE OPERADORES MORFOLÓGICOS Y DISTANCIA GEODÉSICA

#### Lic. Pastore, J., Dra. Moler, E. y Dra. Ballarin, V.

Laboratorio de Procesos y Medición de Señales, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Mar del Plata, <u>vballari@fi.mdp.edu.ar</u>

## Resumen

Cuando se trata de segmentar imágenes de Resonancia Magnética (RM) se presenta una gran cantidad de información inútil que se debe descartar como un paso previo a la clasificación de las distintas zonas de la corteza cerebral. Para arribar a resultados eficientes en la clasificación es deseable trabajar con imágenes que sólo contengan el cerebro y eliminar el cráneo y las meninges circundantes.

En este trabajo se presenta un método semi-automático para la detección de estas estructuras basado en la aplicación de Filtros Alternativos Secuenciales de cerradura y apertura por Reconstrucción de Morfología Matemática, con elementos estructurantes de tamaño creciente.

Además de realzar y filtrar de esta manera, el método captura el interior de una curva simple cerrada utilizando la distancia geodésica. En este caso dicha curva representa el borde exterior del cerebro.

Se presenta una descripción teórica de los principales conceptos y se ilustran los resultados en imágenes reales donde se observa la correcta segmentación obtenida.

#### **Palabras Claves**

Segmentación- Apertura y cierre por reconstrucción - Filtros Morfológicos – Distancia geodésica Resonancia Magnética - Cerebros

## 1. Introducción

La neuroimagen provee un importante apoyo para el diagnóstico clínico de diversa enfermedades neurológicas. La RM provee una imagen del cerebro que permite la diferenciación de los distintos tejidos y la identificación de estructuras neuroanátomicas. La imagen de RM puede utilizarse para identificar lesiones e identificar distintos patrones de atrofia en diferentes enfermedades neurodegenerativas. Los esfuerzos apuntan entonces a cuantificar los diferentes tejidos cerebrales de una manera más automática, más sensible y sobre todo menos subjetiva. Como un paso previo a la clasificación de las distintas zonas de la corteza cerebral, se debe eliminar el cráneo y las meninges circundantes.

En las imágenes de RM, los diferentes tejidos no exhiben uniformidad y contienen variaciones de intensidad. Los métodos convencionales de segmentación de imágenes están basados en propiedades de los pixeles tratados de manera individual (Gonzalez and Woods, 1992) y por lo tanto fracasan en la segmentación del cráneo y las meninges. Este trabajo presenta un método que combina filtros de Morfología Matemática y cálculo del interior de una curva simple cerrada a través de la distancia geodésica permitiendo segmentar de manera satisfactoria.

Se utiliza el operador *reconstrucción*, que es una herramienta muy útil que provee la Morfología Matemática (Serra, 1982; Serra, 1998) tanto para imágenes binarias como con niveles de gris, pudiéndose utilizar en distintas etapas del procesamiento de imágenes como filtrado, segmentación o extracción de características. Generalmente se lo presenta como parte de un conjunto de operadores que reciben el nombre de operadores geodésicos (Lantuéjoul and Maisonneuve, 1984) y básicamente consiste en extraer las componentes conectadas de una imagen, a partir de una imagen marcador.

En este trabajo se aplican, en una primera etapa, Filtros Alternativos Secuenciales (ASFs, Alternating Sequential Filters) de cerradura y apertura por Reconstrucción de Morfología Matemática (Mukhopadhyay and Chanda, 2003). Si bien la clase de Filtros Alternativos (Dougherty, 1992), constituidos por aperturas y cierres morfológicos, ha demostrado ser útil en aplicaciones de filtrado de imágenes debido a que los objetos de una imagen de tamaño menor al elemento estructurante son eliminados, la forma original queda distorsionada. Esta nueva clase de filtros morfológicos secuenciales presenta la ventaja de filtrar los objetos deseados sin alterar la forma original, lo que produce menor distorsión en la imagen (Serra y Vincent, 1992; Vincent, 1993).

Los ASFs por Reconstrucción consisten en una iteración de operaciones de aperturas y cierres por Reconstrucción con elementos estructurantes de tamaño creciente, siendo necesario utilizar un segundo elemento estructurante para la operación Reconstrucción. De esta manera se mantienen las regiones conectadas de la imagen que describen detalles significativos.

En una segunda etapa se utiliza la distancia geodésica para calcular el interior de una curva simple cerrada que en este caso particular representa el cerebro (Lantuéjoul, C. and Beucher, S., 1981):

Este trabajo está organizado de la siguiente manera: en la sección que sigue se describen los fundamentos teóricos; en la sección 2 el método propuesto y las imágenes utilizadas. En la sección 3 se enuncian los resultados obtenidos con las distintas imágenes utilizadas y finalmente en la sección 4 se presentan las conclusiones del trabajo.

#### 1.1.Conceptos de Morfología Matemática

Una imagen en niveles de gris es una función definida en un subconjunto de  $Z^2$  en [0,...N-1], donde N es un número entero positivo perteneciente a [1, 256]. En este trabajo f denotará una imagen en niveles de gris.

## 1.1.1. Distancia geodésica

Sea  $X:Z^2 \longrightarrow [0, 1]$  una imagen discreta, definimos la distancia geodésica entre dos puntos x e y de X como el ínfimo de las longitudes de los lazos que unen x con y en X; si tales lazos existen. Si no existiese, la distancia se define igual a infinito.

$$d_X(x, y) = \inf \left\{ l(C_{x, y}) / C_{x, y} es \ un \ lazo \ entre \ x \ e \ y \ en \ X \right\}$$
(1)

Si no existe tal lazo, se define  $d_X(x,y) = \infty$ . (Ver Fig.1)

Definimos el interior de una curva simple cerrada  $C_p \subset X$  que contiene a un punto p como:

$$Int(C_p) = \left\{ x \in X / d_X(x, p) < \infty \right\}$$
(2)

#### 1.1.2. Operadores morfológicos

• Erosión morfológica de la imagen *f* por el elemento estructurante *b*:

$$\varepsilon(f,b)(s,t) = \min\left\{f(s+x,t+y) - b(x,y)/(s+x,t+y) \in D_f; (x,y) \in D_b\right\}$$
(3)

• Dilatación morfológica de la imagen *f* por el elemento estructurante *b*:

$$\delta(f,b)(s,t) = \max\left\{ f(s-x,t-y) + b(x,y) / (s-x,t-y) \in D_f; (x,y) \in D_b \right\}$$
(4)

Donde  $D_f$  y  $D_b$  son los dominios de las funciones f y b respectivamente (Serra, 1982).

• Apertura morfológica de la imagen *f* por el elemento estructurante *b*:

$$\gamma_b(f) = \delta_b(\varepsilon_b(f)) \tag{5}$$

• Cerradura morfológica de la imagen *f* por el elemento estructurante *b*:

$$\Phi_b(f) = \mathcal{E}_b(\delta_b(f)) \tag{6}$$

siendo  $\delta y \varepsilon$  las operaciones dilatación y erosión para imágenes en niveles de gris respectivamente.



**Fig.1** Distancia Geodésica entre p y q;  $d_X(z,p) = +\infty$ .

• Apertura por Reconstrucción de la imagen f:

$$\gamma_{bdil,bc}^{rec}(f) = \gamma_{bc,g}(f) \tag{7}$$

donde  $g = \varepsilon_{bero}(f)$ .

Se reconstruye la imagen f por la función marcador g, mediante un número infinito de iteraciones recursivas, hasta la idempotencia de la dilatación de g condicionada a f.

• Cerradura por reconstrucción de la imagen *f*:

$$\Phi_{bdil,bc}^{rec}(f) = \Phi_{bc,g}(f) \tag{8}$$

donde  $g = \delta_{bdil}(f)$ .

Se reconstruye la imagen f por la función marcador g, mediante un número infinito de iteraciones recursivas, hasta la idempotencia de la erosión de g condicionada a f.

• Gradiente Morfológico (Gradm) de la imagen f:

$$Gradm(f) = \delta_b(f) - \varepsilon_b(f) \tag{9}$$

#### 1.1.3. Filtros Secuenciales Alternativos (ASFs) por Reconstrucción

Consisten en la repetición de operaciones de aperturas y cierres por reconstrucción con elementos estructurantes de tamaño creciente, interviniendo un segundo elemento estructurante usado en la reconstrucción.

Se definen como:

• Filtro secuencial "OC" (openig - closing) (n- iteraciones):

$$nb, bc - \gamma^{rec} \Phi^{rec}(f) = \gamma^{rec}_{nb, bc} \left( \Phi^{rec}_{nb, bc} \left( \gamma^{rec}_{(n-1)b, bc} \Phi^{rec}_{(n-1)b, bc} \left( \dots \gamma^{rec}_{b, bc} \left( \Phi^{rec}_{b, bc}(f) \right) \right) \right) \right)$$
(10)

• Filtro secuencial "CO" (closing – openig) (n- iteraciones):

$$nb, bc - \Phi^{rec} \gamma^{rec}(f) = \Phi^{rec}_{nb, bc} \left( \gamma^{rec}_{nb, bc} \left( \Phi^{rec}_{(n-1)b, bc} \gamma^{rec}_{(n-1)b, bc} \left( \dots \Phi^{rec}_{b, bc} \left( \gamma^{rec}_{b, bc}(f) \right) \right) \right) \right)$$
(11)

donde n es un número entero positivo que representa el factor de escala del elemento estructurante *b*:

$$nb = \underbrace{\delta_b(\delta_b\dots(\delta_b(b)))}_{(n-1) \text{ veces}}$$
(12)

Convencionalmente  $nb = \{(0,0)\}$  para n = 0.

## 2. Materiales y Métodos

El método propuesto, presenta los siguientes pasos:

- Paso1: Filtrado de la imagen mediante Filtros Secuenciales Alternativos por Reconstrucción.
- Paso 2: Extracción de contornos.
- Paso 3: Binarización de la imagen obtenida en el paso anterior.
- Paso 4: Cálculo del interior de una curva simple cerrada.
- Paso 5: Visualización.

Paso 1: Se aplica el filtro secuencial "CO", con elemento estructurante creciente, el cual permite homogenizar las zonas a detectar sin que éstas sufran deformaciones. Para este trabajo se utilizó un estructurante en cruz de 3X3 pixles..

Paso 2: Se aplica la técnica de gradiente morfológico para la extracción de bordes.

Paso 3: Se umbrala la imagen gradiente tomando como umbral un valor estimado entre 0.9~0.95 del valor maximo del histograma.

Paso 4: Se selecciona y extrae el interior de la curva simple cerrada que representa el cerebro. (Ver ecuación 2).

Paso 5: En este último paso se muestra en pantalla la imagen segmentada y la imagen original con el borde exterior del cerebro superpuesto a fin de poder apreciar la calidad de la segmentación obtenida. (Ver figura 2).

En la figura 2 se muestran los resultados obtenidos en las diferentes etapas de la segmentación en una imagen axial de RM  $T_2$ . Primero se presenta la imagen original, a continuación la imagen después de aplicarle los filtros secuenciales, extraídos los contornos y binarizada. Una vez segmentados el cráneo y las meninges, mediante la aplicación de la distancia geodésica se obtiene una máscara del cerebro que se utiliza para la segmentación última (imagen c). En la imagen d) se observa el borde exterior del cerebro superpuesto a fin de poder apreciar la calidad de la segmentación obtenida. En la imagen f) se observa la segmentación final en donde han sido extraídos cráneo y meninges.

Los algoritmos se programaron en Matlab<sup>®</sup> 5.3 Se trabajó con funciones estándar de este lenguaje y con una librería específica denominada *SDC Morphology Toolbox* (SDC, 2001).

Se utilizaron dos grupos de imágenes de prueba. Las imágenes del primer grupo, imágenes de RM  $T_2$  corte axial, fueron obtenidas del banco de imágenes de la Harvard Medical School. El segundo grupo de imágenes, imágenes de RM  $T_2$  corte coronal, fueron obtenidas de la Clínica de Demencia perteneciente al Instituto de Investigaciones Neurológicas "Raul Carrera". En ambos casos se utilizaron imágenes pesadas en  $T_2$  ya que si bien éstas imágenes presentan poco contraste entre la materia gris y la materia blanca presentan un buen contraste entre la materia gris con respecto a las meninges y el cráneo; permitiendo la mejor segmentación del borde externo del cerebro.



**Fig. 2** Segmentación del cráneo y las meninges en una imagen coronal de RM  $T_2$ . a) imagen original b) imagen después de aplicarle los filtros secuenciales, extraídos los contornos y binarizada c) imagen luego de la aplicación de la distancia geodésica d) borde exterior del cerebro e) imagen original superpuesto el borde exterior del cerebro f) imagen segmentada.

## 3. Resultados

Esta sección se inicia con los resultados que se obtuvieron aplicando las técnicas estándard. Se muestra que éstas no son adecuadas para la segmentación del cráneo y las meninges.

Posteriormente se muestran los resultados obtenidos con las técnicas de Morfología Matemática propuestas para este trabajo.

Primero se realizó un umbralamiento estándard. Esta técnica no permitió una segmentación correcta ya que el cráneo y las meninges presentan pixeles con niveles de gris coincidentes con los de algunos pixeles de los ventrículos laterales e inclusive de parte de la corteza. Por otro lado, para poder elegir un umbral óptimo las imágenes a segmentar deberían ser bimodales y presentar marcados valles, las imágenes de resonancia magnética de cerebro presentan histogramas que no llegan a ser bimodales.



Fig. 3 Imágenes axial y coronal umbraladas con elección de umbral óptimo.

La figura 3 muestra dos imágenes umbraladas con el óptimo valor para cada caso. Se observa que la segmentación obtenida no es satisfactoria ya que aún con la elección del umbral óptimo no se logra separar el cráneo y las meninges del borde externo del cerebro.

A posteriori se intentó segmentar con doble umbral, es decir eligiendo una zona entre dos niveles de gris a fin de intentar mejorar la segmentación anterior.

En la figura 4 se observa como se eligen los umbrales óptimos en los valles del histograma correspondiente. Como se puede observar, la segmentación realizada con el doble umbral tampoco es satisfactoria. Esta técnica presenta el mismo inconveniente que el umbral standard ya que el cráneo y las meninges presentan pixeles con niveles de gris coincidentes con los de algunos pixeles de los ventrículos laterales e inclusive de parte de la corteza.

Se realizaron pruebas también con técnicas de seguimiento de contorno pero tampoco resultaron satisfactorias. El problema es que los pixeles del borde externo del cerebro no están siempre conectados. Esto significa que si bien debido a la textura, el ojo humano identifica claramente los bordes, los pixeles que lo conforman no tienen niveles de gris conexos, razón por la cual las técnicas de seguimiento automático de contorno o también conocidas como *autotrace* no funcionan. En la figura 5 se observan los resultados de aplicar en diferentes cortes esta técnica.

Por último en la figura 6 se muestran varias imágenes tanto axiales como coronales y sus correspondientes imágenes segmentadas con el método propuesto basado en operadores morfológicos y distancia geodésica. Como se pueden observar en figura la segmentación propuesta es muy satisfactoria para todos los casos, habiendo probado con un grupo de imágenes de prueba superior a 200.



Fig.4 Imagen RM axial segmentada con doble umbralamiento.



Fig.5 Imagenes RM coronales segmentada utilizando seguimiento de contornos.



**Fig. 6** Segmentación del cráneo y las meninges en imágenes de RM T<sub>2</sub>. En la primera columna se muestran las imágenes originales. En la segunda columna se presentan superpuestas a las imágenes originales los bordes externos de los cerebros. En la tercera columna se presentan las imágenes segmentadas donde se extrajo el cráneo y las meninges.

## 4. Conclusiones

Este trabajo presenta una segmentación semiautomática del borde externo del cerebro en imágenes de RM. Si bien la segmentación propuesta no es totalmente automática, ya que se debe elegir un pixel interior, el método es preciso, eficiente y versátil, permitiendo al usuario final la posibilidad de segmentar el cráneo, las meninges o inclusive los ventrículos de acuerdo a la elección del punto interior.

Del éxito de la segmentación del cráneo y las meninges, depende la posterior cuantificación de las estructuras anatómicas del cerebro y cualquier diagnóstico posterior.

## 5. Agradecimientos

Los autores quieren expresar su agradecimiento al Dr. Keith A. Johnson perteneciente al Radiology and Neurology Brigham Women's Hospital, Harvard University y al Dr. Aristides Cappizano perteneciente al Instituto FLENI, por el suministro de las imágenes de RM que se utilizaron para este trabajo.

## 6. Referencias

Dougherty, E. (1992): 'An Introduction to Morphological Image Processing,' (SPIE, Washington).

Gonzalez, R. & Woods, R. (1992): 'Digital Image Processing,' (ed., Adison -Wesley, New York).

Lantuéjoul, C. and Beucher, S. (1981): ' On the use of the geodesic metric in image analysis,' J. Microsc., 121, 39-49.

Lantuéjoul, C. and F. Maisonneuve (1984): 'Geodesic methods in Quantitative Image Analysis,' Pattern Recognition, 2, 177-187.

- Mukhopadhyay, S., Chanda, B. (2003): 'Multiscale Morphological Segmentation of Gray-Scale Images,' IEEE Transactions on Image Processing, 12, 533-549.
- SDC (2001): SDC Morphology Toolbox for MATLAB 5. User's Guide. SDC Information Systems.
- Serra, J. (1982): 'Image Analysis and Mathematical Morphology,' Vol. I, (Academic Press, London).
- Serra, J. (1988): 'Image Analysis and Mathematical Morphology,' Vol. II, (Academic Press, London).

Serra, J. and L. Vincent (1992):'An

Vincent, L. (1993): 'Morphological Grayscale Reconstruction in Image Analysis: Applications and efficient Algorithms,' IEEE Transactions On Image Processing, 2, 176-201.