

Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica

Volumen
Volume 25

Número
Number 2

Septiembre
September 2004

Artículo:

Segmentación automática de cerebros
en imágenes de resonancia magnética
usando superficies deformables

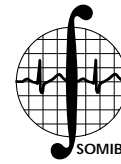
Derechos reservados, Copyright © 2004:
Sociedad Mexicana de Ingeniería Biomédica, AC

Otras secciones de
este sitio:

- 👉 Índice de este número
- 👉 Más revistas
- 👉 Búsqueda

*Others sections in
this web site:*

- 👉 *Contents of this number*
- 👉 *More journals*
- 👉 *Search*



Segmentación automática de cerebros en imágenes de resonancia magnética usando superficies deformables

Peña J,* Marroquín JL,*
Botello S*

* Centro de Investigación en Matemáticas (CIMAT).

Correspondencia:

Peña J

Apdo. Postal 402, Guanajuato, Gto.,

C.P. 36000, México

E-mail: [joaquin, jlm, botello]@cimat.mx.

RESUMEN

Presentamos un método automático para segmentar la región que comprende al cerebro y cerebelo en imágenes volumétricas de resonancia magnética de tipo T1. Este método está basado en superficies deformables, las cuales son representadas por medio de mallas triangulares cerradas. El proceso inicia determinando en la imagen de un espécimen el subvolumen que delimita a la porción de la cabeza que contiene a la región de interés. Luego, en el interior del subvolumen se coloca una malla M cerca del exterior de la cabeza. La malla se deforma gradualmente aplicando fuerzas locales a cada uno de sus vértices. En la definición de estas fuerzas se utiliza información a priori obtenida de una imagen de un cerebro estándar: un conjunto de mallas de referencia y vectores de rasgos extraídos en las posiciones de sus vértices. Con esa información se pueden regular las deformaciones aplicadas a M de modo que la malla se ajuste primero al exterior de la cabeza, luego al interior del cráneo, y termine su evolución cuando ha envuelto a la región que abarca al cerebro y cerebelo. Al identificar los voxels en el interior de la malla se obtiene la segmentación de la imagen. La exactitud del método propuesto es evaluada en imágenes reales, y se comparan resultados con otros métodos automáticos de segmentación. Los experimentos realizados muestran que el método propuesto es robusto, aun en imágenes con inhomogeneidades, sin tener que modificar los valores predeterminados de los parámetros del algoritmo para mantener la calidad de la segmentación, con un tiempo de procesamiento relativamente corto.

Palabras clave:

Imágenes de RM, segmentación de cerebros, superficies deformables.

ABSTRACT

An automatic method to segment the brain and cerebellum into volumetric magnetic resonant images of T1 type is presented. This method is based on distortable surfaces, which are represented by closed triangular meshes. The process starts by determining on a subject's image the sub-volume that limits the region of the head that is of interest for us. After this, a mesh M is placed into the sub-volume, nearby the outer part of the head. This mesh is gradually

distorted by applying local forces to each one of its vertexes. The forces are generated using information got *a priori* of a standard brain image, this information is a set of reference meshes and vectors obtained from positions of the vertexes. Distorting forces applied to M can be regulated by using the information for first adjusting the mesh to the outside of the head, then to the inside of the head and finally to the region that contains the brain and the cerebellum. The segmented image is finally obtained when the voxels inside the mesh are identified. The accuracy of this method is evaluated in real images and the results are compared against other automatic segmentation methods. Tests done show that this method is robust, even with images without homogeneity and pre-set parameters of the algorithm do not have to be modified to keep the quality of the segmentation with a relative short time of process.

Key Words:

RM images, Brain segmentation, Distortable surfaces.

1. INTRODUCCIÓN

Las imágenes volumétricas médicas se han convertido en un elemento muy importante para el diagnóstico de patologías y lesiones, la planeación de tratamientos, educación, etc¹. Dentro de la gama de problemas que existen en procesamiento de imágenes médicas, este trabajo se centra en la segmentación automática de la región que contiene al cerebro, al cerebelo y al líquido cefalorraquídeo entre estas estructuras, en imágenes volumétricas de resonancia magnética (RM) de tipo T1. Por simplicidad, a la región de interés la llamamos cerebro. Esta segmentación es importante para otros procesos como el registro de cerebros, la clasificación de voxeles de acuerdo al tipo de tejido, la reconstrucción de la superficie cortical y el análisis morfométrico del cerebro, entre otras aplicaciones².

En [3.4] hacen una revisión de las técnicas de segmentación de la corteza cerebral en imágenes de RM y las agrupan en tres categorías:

- I. Métodos basados en regiones.
- II. Métodos basados en fronteras o superficies.
- III. Métodos basados en la fusión de las categorías I y II.

Dentro de la primera categoría se usan técnicas como crecimiento de regiones, clasificación de píxeles o voxeles de acuerdo al tipo de tejido y cálculo de correspondencias entre una imagen de referencia y la imagen de un espécimen.

Estos últimos calculan una transformación espacial que mapea información de una imagen a otra, por lo que el problema de segmentación es realmente un problema de registro. Un ejemplo de esto es la implementación que describen en [5] para segmentar cerebros, usando un método basado en "demonios" (*demons*)⁶, el cual es un método de registro con el que se calcula el campo de deformaciones que pone en correspondencia a los voxeles de una imagen de referencia, para la cual se conoce la segmentación del cerebro, con la imagen de un espécimen. Aplicando el campo de deformaciones a la segmentación del cerebro de la imagen de referencia se obtiene la segmentación del cerebro del espécimen. Debido a que el método está basado en registro, es sensible a las inhomogeneidades presentes en la imagen.

Los métodos de la segunda categoría modelan las intensidades de la imagen como una función diferenciable por pedazos, y tratan de caracterizar las fronteras de los objetos por medio de una propiedad diferencial, como el gradiente o la curvatura. Estos métodos están basados principalmente en detección de bordes y reconstrucción de fronteras o en modelos deformables. Los métodos de la tercera categoría han sido exitosos porque combinan la información de dos fuentes diferentes. Por ejemplo, en [7] describen el método BSE (*Brain Surface Extractor*) para segmentar cerebros. BSE realiza tres etapas para calcular la segmentación en forma automática. Primero se aplica a la imagen un

filtrado anisotrópico para conservar los bordes más significativos, los cuales son identificados después de aplicar a la imagen filtrada el detector de bordes de Marr-Hildreth. Finalmente, se identifican los objetos que corresponden a esos bordes y se refinan por medio de una secuencia de operadores morfológicos y operaciones para conectar componentes.

Los métodos basados en modelos deformables tratan de resolver simultáneamente el problema de segmentación y el de representación de la forma del objeto de interés. El modelo deformable puede ser paramétrico o geométrico, bidimensional (2D) o tridimensional (3D). Éste se coloca en la imagen y dinámicamente se cambia su forma, orientación y tamaño de acuerdo a la información en la imagen, deteniendo su evolución al alcanzar su objetivo.

Los *contornos activos* o *snakes*⁸ son modelos paramétricos 2D. Un snake es una curva spline que minimiza un funcional de energía que establece las propiedades del snake, como su rigidez y elasticidad, y hace que éste se mueva hacia ciertos rasgos en la imagen. La posición final del snake corresponde a un mínimo local del funcional de energía. Para procesar imágenes volumétricas se requiere de un contorno activo en cada corte de la imagen. Por ejemplo, en [8] proponen un "snake discriminante" para segmentar órganos anatómicos 3D, procesando secuencialmente cada corte de la imagen. En uno de estos cortes, un snake se ajusta al objeto y, usando un banco de filtros Gaussianos con diferentes escalas y direcciones, se calcula un conjunto de vectores de rasgos en puntos sobre la frontera del objeto y fuera de ésta. Aplicando análisis discriminante lineal de Fisher, se extrae la información que caracteriza la frontera del objeto. La posición inicial del snake en el siguiente corte está dada por el snake ajustado en el corte anterior y sus puntos de control son atraídos hacia una zona con características similares a la frontera en el corte anterior. Esto hace que el snake sea más selectivo y robusto, aunque el algoritmo es lento y depende de la exactitud del ajuste en el primer corte.

Un inconveniente en el uso de modelos 2D en imágenes volumétricas es que no se obtiene la superficie del objeto segmentado. Esta puede reconstruirse a partir de los contornos 2D, pero pueden producirse inconsistencias. Este problema no ocurre con los modelos 3D.

En [10] utilizan un modelo paramétrico 3D para segmentar imágenes médicas, que es atraído hacia los bordes donde la magnitud del gradiente es alta. Éste se comporta como un globo que es inflado por efecto de una fuerza adicional, para no quedar atrapado en bordes "débiles". Además, definen una fuerza que simula el efecto de la gravedad para que la inicialización del modelo sea menos demandante. Para minimizar el funcional de energía aplican el método de elementos finitos y evitan que los nodos se agrupen en zonas donde la magnitud del gradiente es grande, reparametrizando al modelo periódicamente y remuestreando los nodos.

En [11] definen varias mallas triangulares cerradas que tienen la forma global del objeto de interés, y en conjunto pueden ser consideradas como un atlas deformable basado en superficies que es utilizado para localizar ciertas estructuras cerebrales. Al inicio del proceso se identifican de manera burda la corteza cerebral y los ventrículos para calcular una deformación global del atlas que lo mapee cerca de su objetivo. Las mallas del atlas tienen una jerarquía, que va desde las superficies que corresponden a estructuras que tienen rasgos muy bien definidos, como los ventrículos, hasta las superficies de los objetos con rasgos menos definidos, como las estructuras subcorticales de materia gris. Siguiendo esta jerarquía, cada superficie del atlas se deforma localmente hasta alcanzar su objetivo, y se propagan las deformaciones al resto de las superficies con menor jerarquía para preservar las relaciones espaciales. El método tiene dificultades para segmentar cerebros que presentan anomalías, tales como lesiones o tumores.

En [12] presentan un algoritmo llamado *BET (Brain Extraction Tool)* para segmentar cerebros en imágenes de RM. El modelo deformable es una malla triangular 3D cerrada que inicialmente tiene sus vértices sobre una esfera. Para posicionar la malla dentro del cerebro, se estima el centroide y el radio de la cabeza. Después la malla es deformada por la acción de tres fuerzas locales que se aplican a cada vértice. Dos de estas fuerzas controlan la suavidad de la malla y mantienen a los vértices equidistantes. La tercera fuerza se define a partir de las intensidades en la imagen cerca del vértice, calculando un umbral local para determinar si el vértice está sobre el fondo de la imagen. De ser así, esa fuerza desplaza al vértice hacia el inte-

rior de la malla. De lo contrario, el vértice es desplazado hacia el exterior. Como la malla se colocó en el interior del cerebro, ésta se expande hasta alcanzar la zona oscura que rodea a la superficie del cerebro, obteniendo una envolvente de la región de interés. La formulación de las tres fuerzas se da de manera discreta, por lo que este método no tiene problemas de inestabilidad numérica y resulta ser muy rápido, pero tiene como principal desventaja que la malla puede invadir los tejidos adyacentes al cerebro cuando la zona que los separa tiene intensidades similares a las intensidades en el cerebro y no puede ser distinguida empleando umbralización.

El método que proponemos está basado en superficies deformables, las cuales son representadas por mallas triangulares cerradas. Nuestro objetivo es obtener una envolvente del cerebro, de modo que al identificar los voxels en su interior se obtenga la segmentación de la imagen. Al igual que en el método BET, se sigue un modelo discreto para formular las fuerzas que actúan sobre una malla deformable, y para evitar que ésta invada otras regiones, se toma en consideración cierta información que se extrae de una imagen de referencia, que corresponde a un cerebro sano estándar. La información extraída permite caracterizar a los puntos sobre la frontera del objeto de interés, de acuerdo a su posición en ella. Para hacer esto, se ajusta una malla 3D a la frontera del objeto de interés en la imagen del cerebro estándar, y en la posición de cada vértice se calcula un conjunto de vectores de rasgos que describen esa posición. Luego, esa información puede ser utilizada para controlar las deformaciones en una malla en la imagen de un espécimen, haciendo que sus vértices alcancen un punto donde se pueda obtener un vector de rasgos que sea similar a la información correspondiente en la imagen de referencia.

Por otra parte, los métodos basados en modelos deformables tienen mejor desempeño cuando el modelo está cerca de su objetivo y sólo se tienen que aplicar deformaciones locales. Por ello, proponemos colocar una malla cerca del exterior de la cabeza e ir cambiando el objetivo del modelo de modo que gradualmente se acerque al cerebro, haciendo que la malla primero se ajuste a la cabeza, luego al interior del cráneo, hasta que finalmente alcance la corteza cerebral. El objetivo de la malla

cambia al reemplazar los vectores de rasgos de referencia, por lo que se requiere contar con los modelos de la cabeza, del interior del cráneo y del cerebro en la imagen del cerebro estándar para extraer los vectores de rasgos correspondientes. Además, estos modelos proporcionan información sobre la forma del objetivo, que puede ser utilizada para controlar las deformaciones y acotar la búsqueda de la posición final de los vértices.

En la siguiente sección se describe la información que se extrae de la imagen del cerebro estándar. Posteriormente en la Sección 3 se explica el método propuesto de segmentación. En la Sección 4 se muestran los resultados de las pruebas realizadas y, finalmente, en la Sección 5 se dan las conclusiones de este trabajo.

2 INFORMACIÓN EXTRAÍDA DE LA IMAGEN DE UN CEREBRO ESTÁNDAR

La imagen seleccionada para representar a un cerebro estándar es una imagen sintética de alta resolución generada por medio de un simulador^{13,14}, a la cual se le ajustan las mallas que se muestran en la Figura 1, para obtener los modelos de la cabeza, del interior del cráneo, de los ojos y del cerebro.

En cada vértice de las mallas anteriores se extrae un vector de rasgos de la imagen. Estos vectores serán utilizados para guiar al modelo deformable en otras imágenes. Para aplicar únicamente deformaciones locales al modelo, hay que inicializarlo cerca de su objetivo. Por ello, de la imagen del cerebro estándar también se extraen vectores de rasgos de cada corte axial, los cuales son utilizados para encontrar en la imagen de un espécimen el subvolumen que delimita la porción de la cabeza que es de interés. La información extraída del cerebro estándar se calcula una sola vez y se emplea posteriormente en el método de segmentación.

2.1 Vectores de rasgos asociados a los vértices de la malla

Los vectores de rasgos utilizados en este trabajo son perfiles de derivadas, que son vectores cuyas componentes son derivadas direccionales calculadas en puntos de la imagen que están sobre un segmento de recta. Para reducir el efecto del ruido en las imágenes, es conveniente aplicarles un filtro. Así, si $f(x,y,z)$ representa la función de intensi-

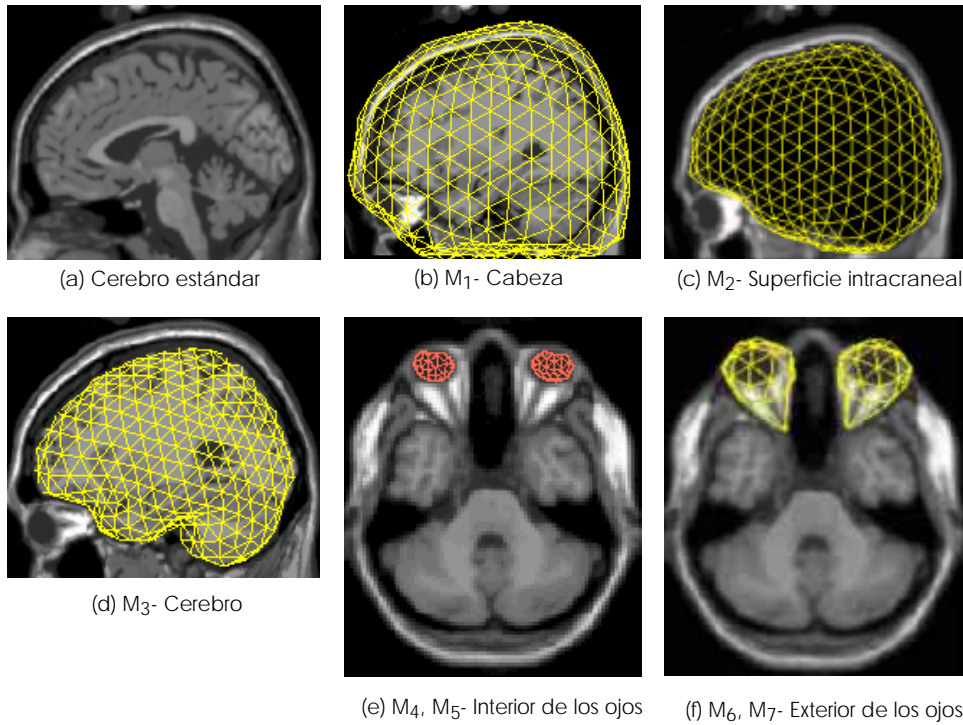


Figura 1. (a) Imagen del cerebro estándar. (b-f) Mallas ajustadas en la imagen del cerebro estándar.

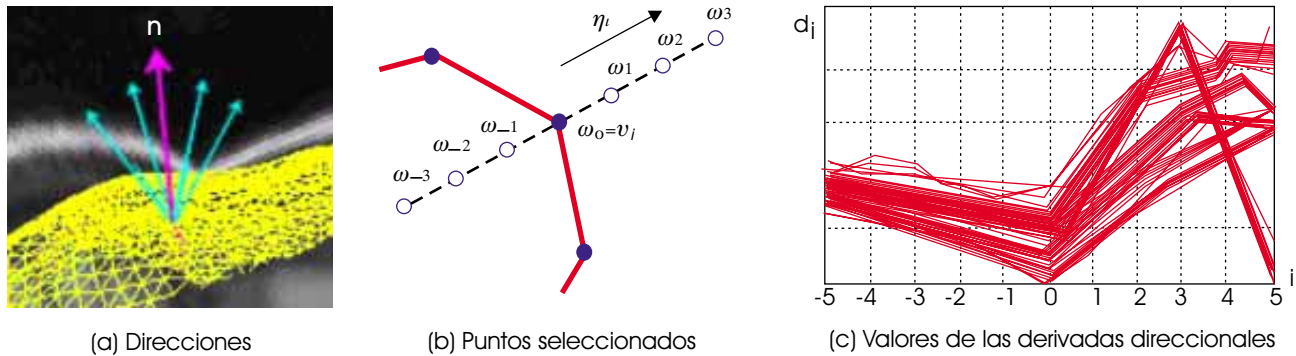


Figura 2. (a) Vectores de dirección. (b) Las líneas continuas representan una porción del modelo deformable, w_i son los puntos seleccionados sobre la normal n_i en v_i para definir al perfil. (c) Gráfica de los perfiles de derivadas direccionales obtenidos al variar el vector de dirección y el parámetro σ .

dades de la imagen y $G\sigma$ es un filtro Gaussiano, la derivada direccional de la imagen filtrada $G\sigma * f$ en el punto (x,y,z) , en la dirección del vector unitario n , está dada por [15].

$$D_n(G * f)(x,y,z) = n^t (G * f)(x,y,z). \quad (1)$$

En el vértice v_i de una malla se calcula la normal exterior unitaria n_i a la malla y se seleccionan otros vectores unitarios que forman un mismo ángulo con n_i y que estén uniformemente distribuidos alrededor de n_i (Figura 2(a)), para obtener un con-

junto N_v de direcciones. Dado un conjunto de valores $S = \{\sigma_1, \dots, \sigma_s\}_v$ para el parámetro σ del filtro Gaussiano, para cada $\sigma \in S$ y $n \in N_v$ se puede calcular un perfil de derivadas direccionales $d_{\sigma,n} = (d_1, \dots, d_{2l+1})^t$, donde $d_j = D_n(G_{\sigma} * f)(w_{j-l-1})$ para $j=1, \dots, 2l+1$. Los puntos w_j se toman a lo largo del segmento que pasa sobre v_i en dirección n_i (Figura 2(b)).

Normalizando los perfiles $d_{\sigma,n}$ extraídos en v_i se obtiene el conjunto $D = \{d_1, \dots, d_m\}$, que caracteriza el comportamiento de las derivadas direccionales cerca de v_i , pero estos vectores pue-

den estar fuertemente correlacionados (Figura 2(c)). Para sintetizar la información de este conjunto se aplica *análisis de componentes principales*¹⁶. Esta técnica permite definir un mapeo lineal entre los vectores originales y un espacio de rasgos de menor dimensión sin perder demasiada información, proporcionando un conjunto $\{e_1, \dots, e_p\}$ de vectores no correlacionados, con $p < m$, que corresponden a los eigenvectores de la matriz de covarianza de D asociados a los eigenvalores más significativos, de modo que cada vector $d_k \in D$ se puede aproximar por una combinación lineal de los vectores $\{e_j\}$ más el vector promedio \bar{d} del conjunto D ,

$$d_k = \bar{d} + \sum_{j=1}^p h_j e_j, \quad \bar{d} = E h_k, \quad E = [e_1, \dots, e_p], \quad h_k = (h_1, \dots, h_p)^t$$

Para definir la similaridad que tiene un vector d dado con los elementos del conjunto D , primero se calcula $h = E^t(d - \bar{d})$, y se mide la similaridad M_D mediante

$$M_D(d, \bar{d} = E h) = \frac{d^t (\bar{d} = E h)}{\| \bar{d} = E h \|.} \quad (2)$$

que toma valores entre $-|d|$ y $|d|$. En la Figura 3(c) se muestran los valores que toma (2) en un corte axial del espécimen mostrado en la Figura

3(b), donde la flecha indica el vector de dirección seleccionado para los vectores de rasgos. En cada punto de la imagen se calcula (2) tomando como referencia la información extraída de la imagen del cerebro estándar, en la posición y dirección indicada en la Figura 3(a). La zona más brillante en la Figura 3(c) muestra los valores más altos de la medida (2) y corresponden a puntos cerca del cuero cabelludo.

2.2 Vectores de rasgos obtenidos de los cortes axiales

De los cortes axiales de la imagen del cerebro estándar se extraen vectores de rasgos, cuyas componentes son invariantes a rotaciones, basados en momentos geométricos¹⁷. Estos vectores son utilizados para localizar el subvolumen en la imagen de un espécimen que delimita a la porción de la cabeza que contiene al cerebro.

Binarizando el k -ésimo corte axial de la imagen, se obtiene una imagen $g_k(x, y)$ 2D. Si (\bar{x}, \bar{y}) es el centroide del objeto en $g_k(x, y)$, los momentos centrales de orden $(p+q)$ se definen como

$$m_{pq} = \int (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q g(x, y) dx dy, \quad (3)$$

Entonces $m_{pq} / m_{00}^{(p+q)/2}$ son invariantes a escala y traslación, con los cuales se pueden

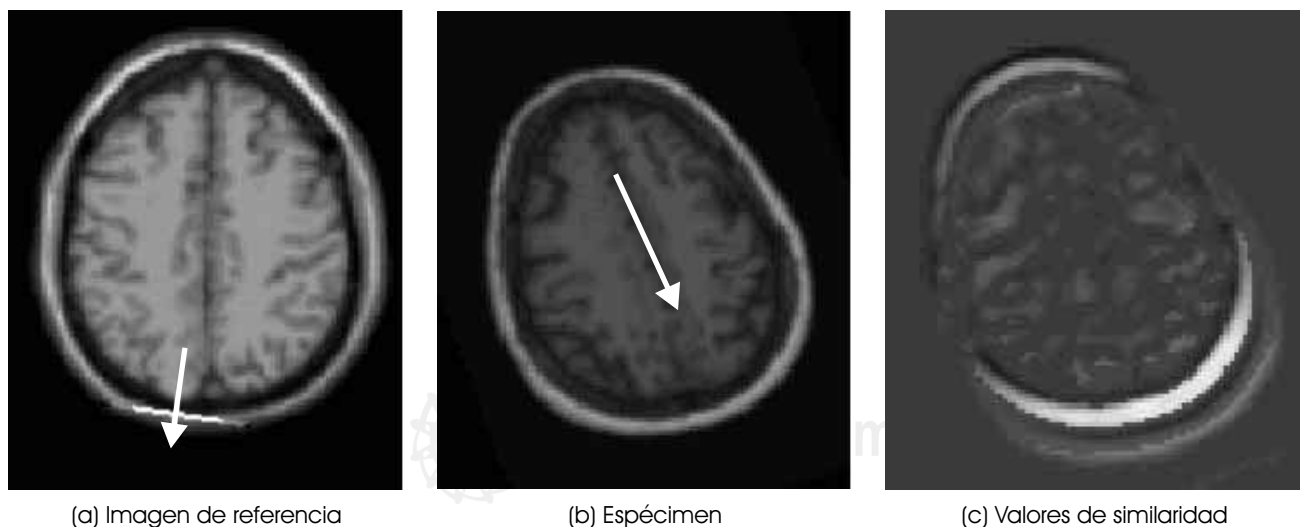


Figura 3. (a) Dirección y punto del cual se extrajo la información en la imagen de referencia. (b) Imagen de prueba y el vector de dirección seleccionado. (c) Valores de la medida de similaridad.

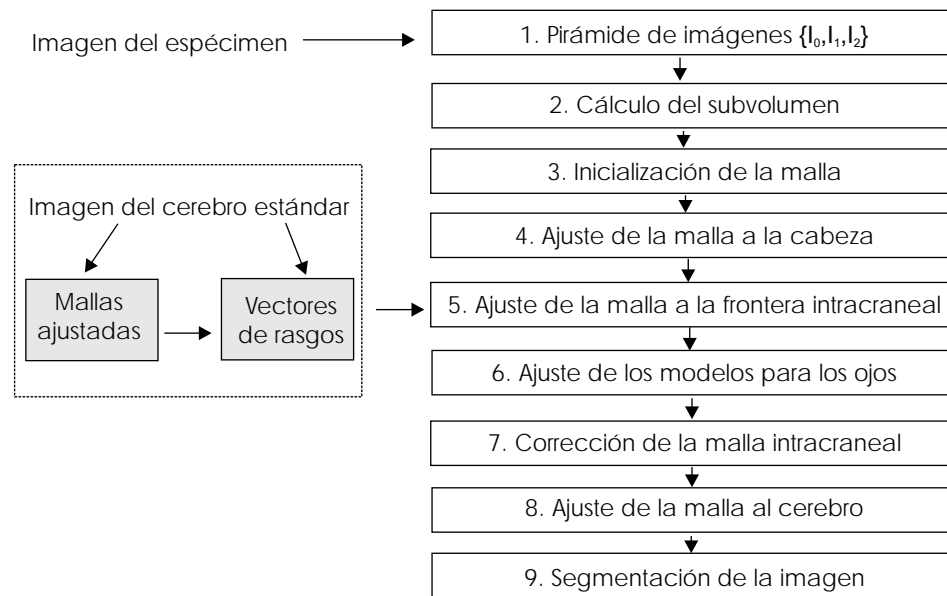


Figura 5. Esquema general del método propuesto. El cuadro a la izquierda con líneas discontinuas indica los datos extraídos de la imagen de referencia. Éstos se calculan una vez y se utilizan en varias etapas.

genera una pirámide de imágenes volumétricas $\{I_0, I_1, I_2\}$ con tres niveles.

2. **Determinación del subvolumen que contiene a la cabeza:** En la imagen I_2 de menor resolución de la pirámide se determina el subvolumen que abarca a la porción de la cabeza que contiene al cerebro (Sección 2.2).
3. **Inicialización de la malla:** Se calcula una transformación afín que mapea a la malla de la cabeza (Figura 1(b)) al subvolumen¹⁸, obteniendo una malla P_D con la forma global de la cabeza en I_2 , colocada cerca de su objetivo.
4. **Ajuste de la malla P_D a la cabeza:** Se inicia un proceso que ajusta a P_D al exterior de la cabeza del espécimen en la imagen I_2 , utilizando la información extraída de la imagen del cerebro estándar. El procedimiento de ajuste es el mismo en todas las etapas del algoritmo y se explica en la Sección 3.1.
5. **Ajuste de la malla P_D al interior del cráneo:** La malla P_D se mapea a la imagen intermedia de I_1 la pirámide, y se ajusta al interior del cráneo. A esta superficie le llamamos la *superficie intracraneal*.
6. **Ajuste del modelo de los ojos:** En ocasiones, P_D se detiene cuando aún contiene una parte de nervios ópticos, lo cual afecta la segmen-

tación. Para evitarlo, se mapea a I_1 el modelo de los ojos (Figuras 1(e) y 1(f)) y se ajusta a los ojos del espécimen. Para posicionar este modelo, de la imagen del cerebro estándar se extraen vectores de rasgos cuyas componentes son invariantes a rotaciones basados en momentos^{18,20}, calculados en el centro de los globos oculares y en los nervios ópticos. Con ellos se identifican esas posiciones en I_1 y se pueden inicializar los modelos cerca de su objetivo.

7. **Corrección de la malla P_D para la superficie intracraneal:** Si se detecta que P_D contiene voxeles que están en el interior de las mallas ajustadas a los ojos, los vértices de P_D cercanos a esta zona se mueven hacia el interior hasta que P_D no interseque a los ojos.
8. **Ajuste de la malla P_D al cerebro:** La malla P_D corregida se mapea a la imagen de alta resolución I_0 y se ajusta a la superficie del cerebro. Esta malla se puede hacer más fina y repetir el último proceso de ajuste para obtener más detalles de la superficie del cerebro, aunque la malla resultante no deja de ser una envolvente y, por lo tanto, no describe las convoluciones de la corteza cerebral.
9. **Segmentación de la imagen:** Finalmente, identificando los voxeles que pertenecen al interior de P_D se obtiene la segmentación desea-

da. Para hacer esto, se aplica un algoritmo de voxelización de la malla P_D^{21} para obtener una superficie discreta cerrada. Luego se ejecuta un algoritmo de crecimiento de regiones para identificar a los voxeles en el interior de la superficie discreta. De esta manera, se obtiene una máscara binaria que corresponde a la segmentación de la imagen I_0 en cerebro y no-cerebro.

3.1 Ajuste del modelo deformable a una superficie

Para deformar la malla P_D de manera que se ajuste a la superficie de un objeto en la imagen del espécimen, se utilizan tanto el modelo de la superficie correspondiente en la imagen del cerebro estándar como los vectores de rasgos asociados a los vértices de ese modelo.

Como se ilustra en la Figura 6, en el proceso de ajuste intervienen dos mallas: la malla P_D (representada por puntos unidos por resortes), la cual se deforma hasta que se ajusta a la superficie objetivo, y una malla estática P_R (indicada por puntos unidos por líneas continuas), que se usa como referencia por tener la forma global del objeto de interés y por encontrarse cerca del objetivo. A partir de P_R se establece una región de la imagen (deli-

mitada con signos \times) en donde se busca la posición final del modelo deformable (indicada por puntos blancos).

P_R y P_D tienen el mismo número de vértices. La malla P_R se obtiene aplicando una transformación afín a uno de los modelos en la imagen del cerebro estándar (Figuras 1(b-f)). En el paso 3 del algoritmo se calcula una transformación afín T que mapea el modelo de la cabeza M_1 al espécimen. Así, P_D y P_R se pueden tomar como $T(M_1)$ e iniciar el proceso que ajusta la malla a la cabeza. A partir de la malla P_D resultante se puede calcular una transformación afín \hat{T} que minimiza la distancia entre los vértices de $\hat{T}(M_1)$ y P_D^{18} . Aplicando \hat{T} al modelo de la superficie intracraneal M_2 (Figura 1(c)) se obtiene una malla que está contenida por P_D , muy cerca de la superficie intracraneal, por lo que P_R se puede redefinir como $\hat{T}(M_2)$. Análogamente se puede obtener la malla P_R para el ajuste de P_D a la superficie del cerebro, partiendo de la malla de la superficie intracraneal.

Como se ilustra en la Figura 6, los vértices de P_D se desplazan en dirección normal a la malla (líneas punteadas), haciendo que P_D se expanda o se contraiga, según se requiera, tratando de mantener a los vértices equidistantes. La formulación de las fuerzas que se aplican en cada vértice

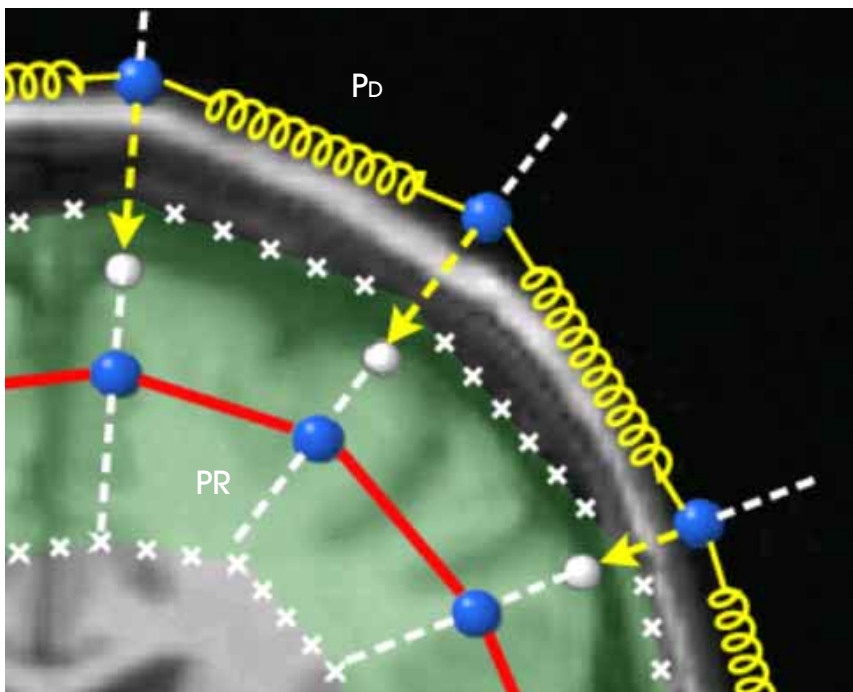


Figura 6. Representación de las mallas P_R y P_D posicionadas en el espécimen.

se definen de manera discreta. Los detalles pueden consultarse en [18].

3.1.1 Fuerza para mantener la regularidad de la malla

Por la manera en que se elige la malla $P_{R'}$ su forma, tamaño y posición aproximan a la superficie objetivo, por lo que se puede tomar como referencia la distancia entre sus vértices para evitar que P_D se expanda o se contraiga demasiado.

Para mantener a un vértice u_i de P_D equidistante de los vértices $\{u_{ij}\}$ adyacentes a él y conservar la suavidad de la malla, se aplica a u_i una fuerza que depende de la longitud promedio \bar{d} de las aristas que inciden en el vértice v_i de la malla $P_{R'}$, así como la proyección d_c sobre la normal exterior a v_i del vector que va del punto promedio p de los vértices adyacentes hasta v_i (Figura 7(a)). El signo de d_c indica si la malla P_R es cóncava o convexa en v_i .

Si c es el punto promedio de los vértices u_{ij} , l es la longitud promedio de las aristas que inciden en u_i y n_c es el vector unitario que se obtiene a partir del promedio de las normales a los triángulos que se forman al unir a c con los vértices adyacentes a u_i (Figura 7(b)), entonces la fuerza f_1 que se aplica sobre u_i para mantener la regularidad de P_D se define como

$$f_1 = \begin{matrix} \sum_{j=1}^m \frac{l_j \bar{d}}{m \bar{d}} (u_{ij} - u_i), & \bar{l} = 1.15 \bar{d} \\ c - u_i + d_c n_c, & 0.75 \bar{d} \leq \bar{l} \leq 1.15 \bar{d} \\ c - u_i + n_c, & \bar{l} < 0.75 \bar{d} \end{matrix} \quad (5)$$

donde $l_j = |u_{ij} - u_i|$, α y β son constantes positivas. El primer caso en (5) ocurre cuando los vértices de P_D están más espaciados que los vértices de $P_{R'}$, por lo que f_1 desplaza a u_i hacia

el interior de P_D para que la malla se contraiga. f_1 se calcula como la resultante de un sistema de resortes que unen a u_i con cada u_{ij} y que tienen longitud de reposo \bar{d} . En el segundo caso, cuando \bar{l} y \bar{d} son similares, f_1 trata de desplazar a u_i hacia un punto w sobre el segmento de recta que pasa por c en dirección n_c (Figura 7(b)), de modo que la concavidad de P_D sea similar a la de P_R en el punto correspondiente. En el último caso, f_1 hace que P_D se expanda para incrementar la distancia entre los vértices de P_D y que \bar{l} sea más parecida a \bar{d} .

3.1.2 Fuerza que desplaza a los vértices de acuerdo a la medida de similaridad

En la Figura 6 cada flecha indica la fuerza f_2 que se aplica a un vértice para llevarlo hacia un punto sobre la superficie objetivo. Para localizar este punto se define región de búsqueda alrededor de la malla $P_{R'}$, cuyo ancho está dado por un parámetro a .

La fuerza f_2 en el vértice u_i de P_D causa que u_i se desplace sobre la recta L que pasa por u_i en dirección de la normal exterior n_i a la malla en ese punto. Para calcular f_2 , se usa al punto w sobre L más cercano al vértice v_i de la malla P_R (Figura 8(b)). Tomando como referencia a w se busca al punto \hat{p} sobre L del cual se puede obtener un vector de rasgos que es similar a la información extraída en la imagen del cerebro estándar en el punto correspondiente. Así,

$$\hat{p} = \arg \max_{p \in L} g_a(\|p - w\|) M_D(p) \quad (6)$$

donde g_a es la función en la Figura 8(a). Como g_a decrece con respecto al origen, se favorece la selección de los puntos cercanos a P_R . La fuerza f_2 en u_i se define como

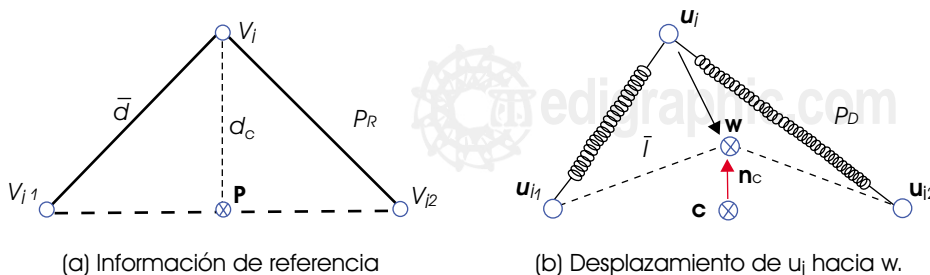


Figura 7. En (a) se muestra la información que se toma de la malla de referencia en el vértice v_i . En (b) el punto w muestra la posición que debe alcanzar el vértice u_i .

$$f_2 = \frac{\gamma \cdot \frac{\hat{p} \cdot u_i}{\|\hat{p} \cdot u_i\|}}{\gamma \cdot \frac{\hat{p} \cdot u_i}{\|\hat{p} \cdot u_i\|} + \hat{p} \cdot u_i} \quad (7)$$

donde γ es un parámetro que limita la magnitud de los desplazamientos, para que éstos sean pequeños con respecto a longitud promedio de las aristas.

3.1.3 Deformación de la malla

En un proceso iterativo, tomando un vértice u_i de P_D a la vez, se calculan las fuerzas f_1 y f_2 en ese vértice y se actualiza su posición de acuerdo con la expresión

$$u_i = c(f_1, f_2).$$

donde c depende del nivel de la imagen que se está procesando en la pirámide de imágenes. El proceso concluye cuando han transcurrido cierto número máximo de iteraciones o cuando todos los vértices de la malla han alcanzado al punto \hat{p} que les corresponden.

Este procedimiento se aplica en los pasos 4-8 del algoritmo. Después de refinar la malla en el paso 8, se puede hacer que la malla P_R coincida con P_D y volver aplicar el proceso de ajuste modificando la definición de la fuerza f_2 para que se comporte como la fuerza correspondiente en el método BET¹², restringiendo los desplazamientos de los vértices de P_D haciendo el parámetro a de g_a igual a 2.5. La razón de hacer esto es porque al utilizar filtros Gaussianos en el cálculo de los vectores de rasgos se pierde localización en la imagen, por lo que el valor más alto de la medida M_i no necesariamente se obtiene en un punto sobre la frontera del objeto. La modificación a f_2 hace que los vértices traten de ubicarse sobre la fronte-

ra, aunque en algunos casos puede hacer que éstos invadan levemente una región adyacente.

4 EXPERIMENTOS REALIZADOS

El método propuesto fue probado con las veinte imágenes de la base de datos IBSR de cerebros sanos del Centro de Análisis Morfométrico del Hospital General de Massachussets²², para las cuales está disponible la segmentación manual de los cerebros, realizada por un experto. Los cortes coronales de estas imágenes son de 256 x 256 píxeles con resolución 1x1 mm². La distancia entre cortes coronales de 3 mm, por lo que las imágenes fueron interpoladas de acuerdo al primer paso del método propuesto. Después de segmentar la imagen interpolada, el resultado se submuestra para generar una imagen con la resolución original y poder compararla con la segmentación manual.

En las pruebas realizadas se obtuvieron resultados similares, sin modificar los valores predefinidos de los parámetros del algoritmo. Por ejemplo, en la Figura 9 se muestran las diferencias entre la segmentación manual y la segmentación automática obtenida con el método propuesto, en una imagen de la base de datos. Puede apreciarse que las principales diferencias entre las segmentaciones se presentan en las cavidades, pero éstas no pueden ser alcanzadas por el modelo deformable ya que éste es sólo una envolvente. Cuando el modelo deformable llega a invadir otras regiones cercanas al cerebro, no lo hace de manera significativa. Además, si se deja iterar el algoritmo por más tiempo, no se incrementan estos errores porque la malla deformable siempre se mantiene cerca de la malla de referencia.

Para comparar cuantitativamente la segmentación manual A con la segmentación automática B se utiliza el índice de similaridad⁷.

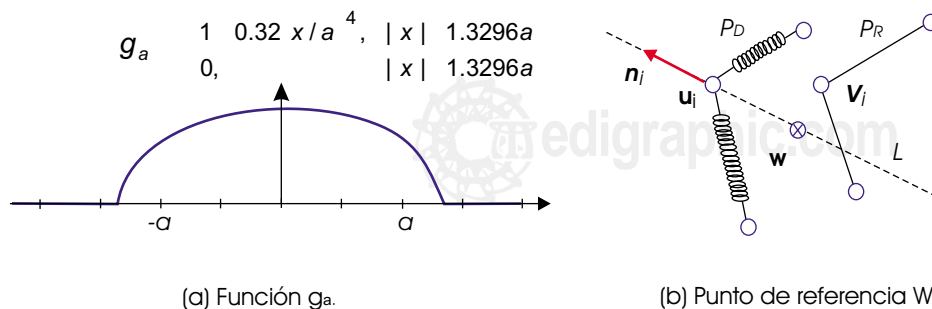


Figura 8. (a) Gráfica de la función g_a . (b) El punto w es el punto medio del segmento en el cual se busca al punto donde el vector de rasgos se asemeja más al vector de referencia.

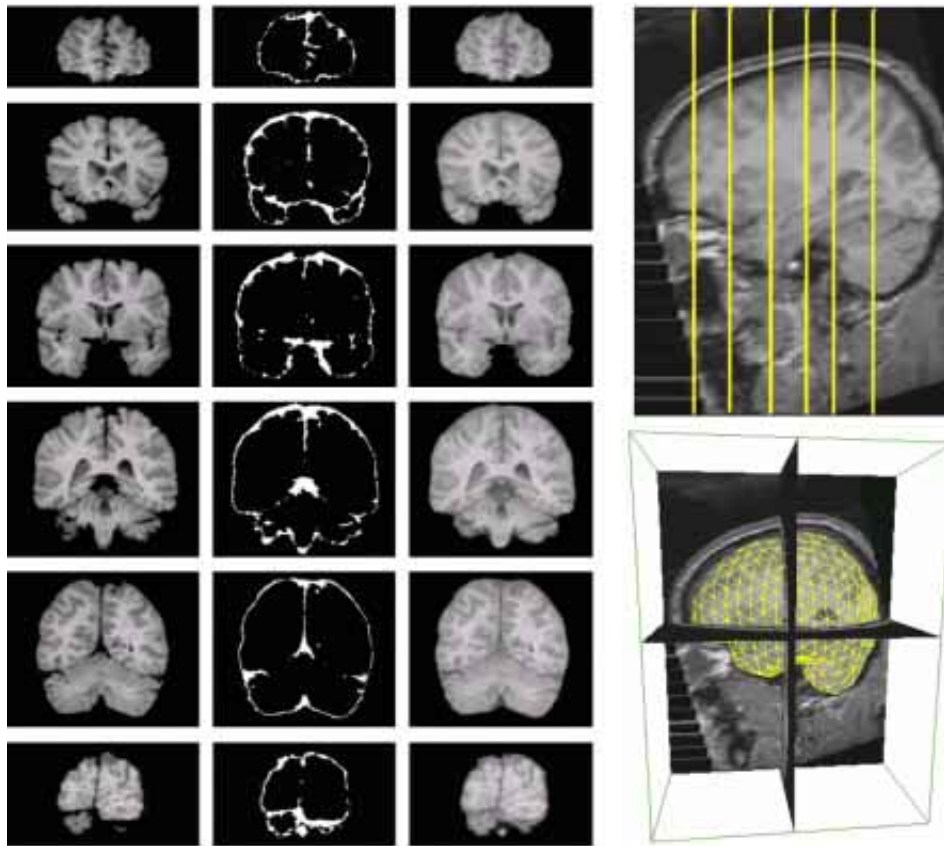


Figura 9. Las imágenes de la segunda columna muestran las diferencias entre la segmentación manual (primera columna) y la segmentación automática (tercera columna), obtenida con el método propuesto, de la imagen de la base de datos etiquetada como 12_3. Las líneas verticales sobre la imagen superior derecha indican la posición en la imagen de los cortes coronales. La imagen inferior derecha muestra la malla ajustada al cerebro del espécimen.

$$s(A,B) = 2 \frac{|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (8)$$

donde $|\cdot|$ representa el número de voxeles que hay en el conjunto. Este índice toma valores en el intervalo $[0,1]$ y entre más cercano es el valor a 1 las segmentaciones son más parecidas.

En el Cuadro 1 y en la Figura 10 se muestran los resultados de la comparación de la segmentación manual y la automática, cuando esta última es generada por el método propuesto y algunos de los métodos automáticos descritos en la introducción, para los cuales fue posible obtener alguna referencia sobre el valor del índice de similitud al procesar la base de datos IBSR.

Para obtener los resultados del Cuadro 1, para el método BET se utilizó la versión 1.3 para MS-DOS en las imágenes interpoladas, a las que se les tuvo que remover algunos cortes, de manera que la imagen resultante sólo contuviera a la porción de la cabeza que va desde el cuero cabelludo hasta la base del cerebelo, pues de

lo contrario, BET agrega a la segmentación los tejidos y estructuras que están en la parte inferior del cerebelo, lo cual reduce el valor del índice de similitud. Para la implementación del método basado en demons se tomaron los valores del índice de similitud que reportan en[5]. Estos resultados pueden variar de acuerdo a la imagen del cerebro que se toma como referencia y de unos parámetros que tratan de reducir el efecto que tienen las inhomogeneidades en la segmentación.

Los valores del índice de similitud para el método propuesto se muestran en las dos columnas últimas del Cuadro 1. La tercera columna corresponde al valor del índice de similitud cuando se comparan las segmentaciones manual y automática. Estos valores muestran que se tienen resultados mejores que con el método BET y que son similares a los que reportan con la implementación del método demons. En las imágenes de la base de datos con identificadores 2_4, 4_8, _8 y 6_10 las inhomogeneidades son significativas, al grado de afectar el resultado de

Cuadro 1. Valor del índice de similitud (8) al comparar la segmentación manual contra la segmentación automática obtenida por tres métodos de segmentación automática. El color gris señala al valor más alto del índice de similitud en cada fila.

Identificador de la imagen	Método BET	Método Demons	Método propuesto (1)	Método propuesto (2)
100_23	0.94275		0.96326	0.97065
110_3	0.93043	0.96309	0.95054	0.96163
111_2	0.92517	0.96155	0.94796	0.95808
112_2	0.93287	0.96559	0.95222	0.96394
11_3	0.93833	0.96941	0.96152	0.96978
12_3	0.91473	0.95695	0.93446	0.95082
13_3	0.92462	0.96015	0.94415	0.95738
15_3	0.94821	0.94273	0.95826	0.96672
16_3	0.94558	0.95748	0.96245	0.97114
17_3	0.92549	0.95559	0.95919	0.96862
191_3	0.94609	0.96718	0.96548	0.97162
1_24	0.93490	0.96060	0.95803	0.96700
202_3	0.93746	0.96299	0.95667	0.96670
205_3	0.94522	0.96549	0.95793	0.96568
2_4	0.95001	0.93812	0.95788	0.96260
4_8	0.95015	0.92064	0.95709	0.96615
5_8	0.93498	0.93509	0.94971	0.95837
6_10	0.93335	0.92863	0.94487	0.95118
7_8	0.94987	0.96513	0.96094	0.97076
8_4	0.94836	0.95991	0.95493	0.96075

la segmentación producida por el método demons. Sin embargo, con el método propuesto esto no ocurre, lo cual indica que nuestro método es más robusto.

Ahora, considerando que en la implementación del método basado en demons utiliza la segmentación manual de la imagen de referencia, en la cual el líquido cefalorraquídeo de las cavidades interiores fue removido, esto le permite a ese método eliminar los voxels que están en las convoluciones de la corteza cerebral y en otras cavidades en la imagen del espécimen. Esto no ocurre con el método propuesto, debido a que la malla que se ajusta al cerebro es sólo una envolvente y no puede entrar en las cavidades, como puede apreciarse en la Figura 9. De modo que la comparación entre los índices obtenidos con estos dos métodos es injusta y los valores en la tercera columna de la tabla no indican si los errores cometidos se deben a un mal ajuste de la malla. Para obtener un índice de similitud que refleje la precisión del ajuste de la malla, a las segmentaciones manuales se le ajustó una envolvente, y a partir de ésta se obtuvo una máscara binaria del interior del cerebro, que al ser sumada a la segmentación manual, produce una imagen con

información en las cavidades. Tomando como referencia a estas imágenes, los valores obtenidos del índice de similitud se muestran en la cuarta columna del Cuadro 1.

En la Figura 10 se muestra el valor promedio del índice de similitud y la desviación estándar de cada método. Para el método BSE se tomaron los datos que reportan en [7]. La gráfica indica

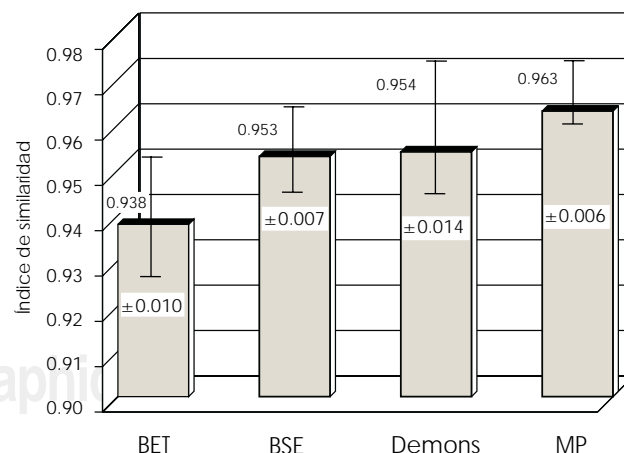


Figura 10. Valor promedio del índice de similitud (\pm la desviación estándar) de los métodos evaluados en la base de datos IBSR.

que el método propuesto (MP) es mejor que los otros, tanto en el valor promedio del índice como por tener la menor dispersión en los valores.

El algoritmo propuesto fue programado en lenguaje C y demora aproximadamente cuatro minutos para segmentar cada volumen en una computadora Pentium IV a 3.0 GHz, y 1 Gb de RAM. En la misma computadora, el método BET tarda en promedio ocho segundos en procesar cada imagen, por lo que resulta ser el algoritmo más rápido de los tres, pero no superó los resultados de los otros dos métodos.

5 CONCLUSIONES

Las superficies deformables son útiles para representar estructuras anatómicas que varían entre sujetos o en el tiempo, lo cual permite calcular la segmentación del objeto de interés en una imagen y obtener un modelo de su superficie. Para garantizar el buen funcionamiento y robustez de los métodos de segmentación basados en superficies deformables se requiere:

1. El uso de rasgos eficaces, en lugar de utilizar directamente las intensidades en la imagen, para localizar los puntos sobre la frontera del objeto que deben atraer al modelo deformable. A partir de una imagen de una representación estándar del objeto de interés, es posible calcular un conjunto de esos rasgos y utilizarlos como patrones de referencia para identificar los puntos correspondientes en la imagen que se desea segmentar.
2. Encontrar un mecanismo adecuado de inicialización. En este caso, el mecanismo incluye:
 - (a) La ubicación de la región de interés (usando como criterio rasgos invariantes a traslación, escalamiento uniforme y rotación).
 - (b) El ajuste progresivo de la superficie de modo que ésta se aproxime cada vez más al objetivo deseado (en este caso, ajustándola al exterior de la cabeza, luego al interior del cráneo y, finalmente, al parénquima cerebral).
3. Mecanismos especiales para regiones difíciles (en este caso, los ojos).
4. Uso de modelos de referencia provenientes de ajustes simples (transformaciones afines) para controlar la forma global de la malla deformable y la distribución de sus vértices.

Con estos mecanismos es posible tener un método, como el presentado aquí, que es robus-

to, fácil de usar y que realiza la segmentación deseada en un tiempo razonable.

La calidad de las segmentaciones obtenidas con el método propuesto fue evaluada y comparada contra otros tres métodos de segmentación automática, que tienen enfoques diferentes entre ellos. Por ello, los resultados presentados en este trabajo muestran un panorama general sobre el estado actual de las técnicas de segmentación para el problema en estudio.

Con base en los experimentos realizados podemos decir que, en promedio, se obtienen mejores resultados con el método propuesto que con los otros métodos evaluados. La superficie deformable obtenida es una envolvente de la región de interés que no invade de manera significativa a los tejidos adyacentes. El método propuesto es robusto aun en imágenes con inhomogeneidades.

Los errores más graves en la segmentación se localizan cerca del plano sagital que divide al cerebro en los hemisferios izquierdo y derecho, por lo que se podría tratar de reducir estos errores mediante un proceso posterior. También se podría incluir información morfométrica del cerebro en el proceso de ajuste, para evitar algunos errores en la segmentación y facilitar la localización del objetivo.

BIBLIOGRAFÍA

1. Schortliffe EH, Perreault LE, editors. Medical informatics: computer applications in health care and biomedicine, chapter Imaging systems, Springer, 2nd edition 2001: 485-538.
2. Tomi H, Prasun D, Harry F, Hannu E. Applications of MR image segmentation. *International Journal of Bioelectromagnetism* 1999; 1(1): 35-46.
3. Suri J, Singh S, Reden L. Computer vision and pattern recognition techniques for 2-D and 3-D cerebral cortical segmentation (part-I): A state of the art review. *Pattern Analysis and Applications* 2002; 5(1): 46-76.
4. Suri J, Singh S, Reden L. Fusion of region and boundary/surface-based computer vision and pattern recognition techniques for 2-D and 3-D MR cerebral cortical segmentation (part-II). *Pattern Analysis and Applications* 2002; 5(1): 77-98.
5. Lydia Ng. Validation study: Atlas-based brain volume segmentation from MRI images. Technical report, Insightful Corporation, 2002.
6. Jean-Philippe T. Fast non-rigid matching of 3D medical images. Technical Report 2547, INRIA, 1995.
7. David WS, Sandor-Leahy SR, Kirt AS, Rottenberg DA, Leahy RM. Magnetic resonance image tissue classification using a partial volume model. *Neuroimage* 2001; 13: 856-876.
8. Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models. *International Journal of Computer Vision* 1987; 1(1): 312-331.

9. Pardo X, Radeva P, Cabello D. Discriminate snakes for 3D reconstruction of anatomical organs. *Medical Image Analysis* 2003; 7(3): 293–310.
10. Cohen LD, Cohen I. Finite-element methods for active contour models and balloons for 2D and 3D images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 1993; 15(11): 1131–1147.
11. Ferrant M, Cuisenaire O, Macq B. Multi-object segmentation of brain structures in 3D MRI using a computerized atlas. In *Proceedings of SPIE Medical Imaging*, 1999; 3661: 986–995.
12. Smith S. *Bet: Brain extraction tool*. Technical Report TR00SMS2, Oxford Centre for Functional Magnetic Resonance Imaging of the Brain, 2000.
13. Collins DL, Zijdenbos AP, Kollokian V, Sled JG, Kabani NJ, Holmes CJ, Evans AC. Design and construction of a realistic digital brain phantom. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 1998; 17(3): 463–468.
14. BrainWeb. <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>.
15. Sporring J. *Gaussian Scale-Space Theory*. Kluwer Academic Pub. 1997.
16. Fukunaga K. *Introduction to statistical pattern recognition*. Academic Press, 2nd edition, 1990.
17. Mukundan R, Ramakrishnan KR. *Moment functions in image analysis: theory and applications*. World Scientific Publishing, 1997.
18. Peña J. *Segmentación de cerebros en imágenes de resonancia magnética usando superficies deformables*. Tesis de maestría, CIMAT, 2004.
19. Unser M. Splines, a perfect fit for signal and image processing. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1999; 16(6): 22–38.
20. Dinggang Shen and Christos Davatzikos. HAMMER: Hierarchical attribute matching mechanism for elastic registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 2002; 21(11): 1421–1439.
21. Huang L, Yagel R, Filippov V, Kurzion Y. An accurate method for voxelizing polygon meshes. In *Proceedings of the 1998 IEEE symposium on Volume visualization* 1998: 119–126.
22. Centro de Análisis Morfométrico del Hospital General de Massachusetts. Base de datos de imágenes de resonancia magnética de cerebros: “the Internet Brain Segmentation Repository” (IBSR). <http://www.cma.mgh.harvard.edu/ibsr>.