

SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES DIGITALES 3D BASADO EN REGIONES Y CONTORNOS ACTIVOS PARA LA GENERACIÓN DE MALLAS DE SUPERFICIE

Emiliano Allevato^a, Rodrigo Pedarré^a, Mariana del Fresno^a y Marcelo Vénere^{a,b}

^a PLADEMA-ISISTAN, Universidad Nacional del Centro de la Prov. de Buenos Aires, Pinto 399,
(7000) Tandil, Buenos Aires, Argentina, e-mail: mdelfres@exa.unicen.edu.ar,

<http://www.pladema.gov.ar>

^b también CNEA y CONICET

Palabras claves: Procesamiento de imágenes, Optimización de contornos, Segmentación.

Resumen. Se presenta un enfoque para la segmentación de imágenes tridimensionales y extracción directa de mallas de superficie, el cual ha sido utilizado para la segmentación y visualización de diferentes tipos de imágenes, principalmente tomografías computadas y resonancias magnéticas. El algoritmo se basa en la integración de una detección inicial de cada región de interés y un posterior refinamiento de la superficie mediante contornos activos. Al trabajar sobre un dominio discreto, la superficie obtenida mediante segmentación de regiones posee un aspecto escalonado, con triángulos dispuestos de manera ortogonal; sin embargo, proporciona una inicialización robusta y en forma automática para el contorno deformable, el cual puede evolucionar adaptándose a la topología de los objetos hasta lograr el ajuste de la superficie con respecto al contorno real.

Esta integración plantea un enfoque interesante de segmentación ya que combina la robustez del método de crecimiento de regiones con la calidad final de las superficies generadas con T-Snakes. El método propuesto fue aplicado inicialmente en 2 dimensiones y luego se extendió a 3D con el fin de poder generar mallas de superficie correspondientes a los objetos detectados.

Además de la descripción de los algoritmos analizados, se incluyen algunos ejemplos donde se lograron segmentaciones de alta calidad.

1 INTRODUCCIÓN

La segmentación de imágenes tridimensionales (3D) y la generación de representaciones geométricas asociadas a las componentes detectadas es uno de los problemas críticos dentro del campo del procesamiento de imágenes y la visualización computacional. La dificultad es aún mayor cuando se trata de la identificación de componentes complejas, como en el caso de estructuras anatómicas en imágenes médicas. En muchos casos además se presentan diferentes factores (tales como ruido, variación de intensidades, etc.) que afectan el proceso de detección de los límites de estas estructuras y la consiguiente conformación de un modelo de superficie consistente.

Se han propuesto diferentes técnicas con el fin de llevar a cabo este proceso. Entre ellos, los esquemas basados en el crecimiento de regiones (Adams and Bischof, 1994) han mostrado ser algoritmos simples, pero a la vez robustos y flexibles, ya que permiten incorporar diferentes criterios para guiar el proceso de incorporación de nuevos elementos durante el crecimiento. El inconveniente que poseen, como todo esquema que trabaja en un dominio discreto, es que el modelo de superficie reconstruido a partir de la segmentación obtenida posee un aspecto escalonado, el cual debe ser post-procesado mediante algún algoritmo de suavizado antes del *rendering*.

Los modelos deformables o modelos de contornos activos (Kass et al., 1988) constituyen un poderoso enfoque para la segmentación de imágenes, basados en la evolución de la superficie del objeto mediante la influencia de un sistema de fuerzas internas (que modelan la elasticidad de la superficie) y externas (que conducen el modelo hacia las características salientes de la imagen). Sus principales ventajas son la habilidad de generar de manera directa superficies suaves y cerradas asociadas a las componentes de interés dentro de la imagen y la incorporación de restricciones que controlan la suavidad de las superficies, ofreciendo robustez frente al ruido y aparición de bordes espurios, problemas típicos que condicionan los resultados de numerosos algoritmos de segmentación. Una deficiencia de estos métodos, sin embargo, es su dependencia con respecto a la inicialización del contorno o superficie a partir de la cual se efectúa la evolución, ya que para delinear los límites de un objeto efectivamente se requiere ubicar el contorno inicial lo más cerca posible del límite deseado.

Teniendo en cuenta los inconvenientes planteados anteriormente en cuanto a las deficiencias de los métodos basados en regiones y en modelos deformables, se propone en este trabajo la integración de ambos enfoques, con el fin de combinar y potenciar sus aspectos más favorables, logrando de este modo un método de segmentación en dos fases. En una primera etapa se aplica un algoritmo de segmentación basado en el crecimiento de regiones desarrollado previamente (del Fresno and Vénere, 2004), el cual es capaz de detectar adecuadamente los objetos de interés a través de una mínima interacción con el usuario. En la siguiente sección se explican las características generales del algoritmo. La superficie resultante de la primera fase de crecimiento, pese a su aspecto escalonado, puede proporcionar el contorno inicial requerido por el modelo deformable, convenientemente ubicado dentro del objeto a segmentar y cerca de los bordes reales del mismo. De esta manera, se brinda un enfoque de solución al problema de la dependencia de este tipo de métodos respecto de la inicialización. El modelo aplicado, basado en la propuesta de *T-Snakes* (McInerney and Terzopoulos, 1995) para el caso 2D, o *T-surfaces* (McInerney and Terzopoulos, 1999) para la extensión a 3 dimensiones, puede luego evolucionar a partir de la curva o superficie inicial adaptándose a la topología del objeto, hasta lograr un ajuste con respecto al contorno real, de acuerdo a la influencia de fuerzas internas y externas, como se describe en la sección 3. Esta integración plantea un enfoque eficiente de segmentación y extracción directa de mallas de superficie, que se explica en la sección 4, el cual ha sido

utilizado para la segmentación y visualización de diferente tipo de imágenes, principalmente tomografías computadas (CT) e imágenes de resonancia magnética (MRI). Finalmente, se exponen algunos resultados preliminares y las conclusiones del trabajo.

2 SEGMENTACIÓN POR CRECIMIENTO DE REGIONES

Los métodos basados en el crecimiento de regiones constituyen un enfoque flexible y poderoso para la segmentación de imágenes, orientado a la búsqueda de regiones homogéneas. El criterio utilizado para la integración de elementos se basa en dos aspectos principales: proximidad y similitud de los grupos de voxels.

Para cada región que se desea segmentar, el crecimiento se inicia a partir de uno o más puntos iniciales, conocidos como semillas. Luego el algoritmo de crecimiento evoluciona iterativamente con el fin de incorporar aquellos vecinos inmediatos a los puntos previamente incluidos que satisfacen un criterio de aceptación prefijado. Este proceso finaliza cuando no hay elementos que cumplan tal condición. La salida del proceso de segmentación consiste en un conjunto conectado y rotulado de puntos de la imagen que han resultado incluidos en cada una de las regiones de interés.

2.1 Especificación de las semillas

Una semilla se define como un punto de la imagen que pertenece a una región particular y sobre el cual se inicia la construcción de la región. Por consiguiente, es importante que las semillas se especifiquen en posiciones de la imagen que ciertamente corresponden a las estructuras de interés. Esta tarea puede realizarse manualmente, por medio de facilidades de inspección visual y selección de puntos en el volumen, o en forma automática a partir de algún pre-procesamiento de la imagen o de algún enfoque de aprendizaje adaptativo de las propiedades de la imagen.

Si bien es deseable la automatización en las diferentes etapas del procesamiento de imágenes, los métodos totalmente automáticos pueden resultar imprácticos cuando se tratan imágenes complejas como es el caso de las imágenes médicas, limitando el alcance de aplicación de los esquemas de segmentación. En particular, no es trivial encontrar automáticamente la ubicación de una semilla en una zona representativa de un objeto. Por esto, se ha considerado que sea el usuario experto quien determine un conjunto conveniente de puntos iniciales, a través de la utilización de un entorno visual de inspección de la imagen.

2.2 Criterio de aceptación de los puntos

Se debe establecer un criterio apropiado para extraer las componentes de interés a partir del conjunto de puntos iniciales, definiendo las propiedades que los voxels deben cumplir para resultar incorporados a la región. Este criterio normalmente se basa en la proximidad y la homogeneidad de los elementos.

Debido a las características de las imágenes provenientes de reconstrucción tomográfica o MRI, la evaluación del criterio de homogeneidad debe contemplar la posibilidad de cierta variación de intensidades dentro de una misma región o incluso la presencia de valores similares en diferentes estructuras anatómicas. Además, se debe considerar la posible presencia de ruido, originado en el proceso de adquisición o de reconstrucción de la imagen. Por lo tanto, la elección del criterio a emplear para la evaluación de voxels candidatos constituye un aspecto crítico para el adecuado desempeño del algoritmo.

Un criterio simple de comparación se basa en el análisis del valor de intensidad del voxel candidato con respecto al de las semillas especificadas, obteniendo una medida de distancia:

$$d(v) = \left| I(v) - \underset{s \in S}{\text{media}(I(s))} \right| \quad (1)$$

donde $I(v)$ es el valor de intensidad del voxel candidato v e $I(s)$ refiere a la intensidad de cada uno de los puntos s del conjunto S de semillas especificadas para la región. De manera similar, se calculan los valores $d(v')$ correspondientes a los voxels v' en el entorno de v . Si para un determinado porcentaje p de los puntos evaluados se satisface que el valor d se encuentra dentro de un cierto límite de tolerancia t , el voxel v se integra a la región, de lo contrario se lo descarta. Esta consideración permite lograr un criterio más robusto de crecimiento, el cual contribuye a prevenir situaciones de desbordes hacia otras componentes por conductos delgados y también problemas de sub-segmentación, generalmente debido al ruido.

Un aspecto importante del algoritmo es la determinación de un valor de tolerancia para la diferencia de intensidades de los voxels de la región. El concepto de homogeneidad es bastante impreciso para el usuario, generalmente depende de las características de la imagen y varía según las distintas modalidades, por lo que no siempre es traducible efectivamente a un criterio computable y tal especificación puede transformarse en un proceso de prueba y error. En este trabajo se estima un valor de tolerancia inicial a partir del cálculo del desvío de intensidades de los voxels de la región en torno a las semillas especificadas. Este valor sugerido por el algoritmo puede ser modificado de considerarse necesario.

2.3 Estrategia de crecimiento

La incorporación de voxels se basa en una estrategia de búsqueda en amplitud (*BFS*). Los puntos que son visitados y cumplen con la condición de aceptación son insertados en una lista hasta el momento de ser procesados y eventualmente integrados a la región. Inicialmente se incluyen las semillas. Luego se realiza el crecimiento en forma iterativa, extrayendo en cada ciclo el primer elemento u de la lista, el cual es rotulado como perteneciente a la región para evitar su re-evaluación, y a partir de él se evalúan sus vecinos v en el entorno inmediato. Este esquema asegura que cada voxel se evalúa en una única oportunidad, aunque sí es posible que sea considerado más de una vez en el análisis del entorno de sus vecinos. El siguiente pseudocódigo resume el esquema del algoritmo de segmentación por crecimiento de regiones:

```

Sea  $t$  la tolerancia establecida y  $p$  el porcentaje de vecinos similares exigidos
Insertar semillas en la lista  $L$ 
Mientras no se vacíe  $L$ 
  Sea  $u$  el primer elemento extraído de  $L$ 
  Rotular  $u$  como perteneciente a la región y visitado
  Por cada vecino  $v$  de  $u$  que no haya sido visitado
    Calcular  $d(v)$ 
    Determinar los puntos  $v'$  en el entorno de  $v$  y calcular los  $d(v')$ 
    si (  $\frac{\text{cantidad de puntos con } d \leq t}{\text{cantidad de puntos evaluados}} \geq p$  )
      Insertar  $v$  en  $L$ 
    sino
      Descartar  $v$  y rotularlo como visitado

```

Algoritmo 1: crecimiento de regiones

3 MODELOS DEFORMABLES

Los modelos deformables o de contornos activos, conocidos como *snakes* debido a sus

características de movimiento y evolución sobre la imagen, fueron propuestos en (Kass et al., 1988) y desde entonces han sido aplicados a una variedad de problemas de análisis de imágenes y visión computacional.

Geoméricamente, una *snake* es un contorno paramétrico $v(s,t) = (x(s,t), y(s,t))^T$, variable en el tiempo y definido en el plano de la imagen $(x, y) \in \mathcal{R}^2$, donde las coordenadas $x(s,t)$ e $y(s,t)$ del contorno son funciones de la variable paramétrica $s \in [0,1]$ y del tiempo t . El contorno se supone cerrado, a través de condiciones de contorno.

La forma del contorno se expresa mediante la siguiente funcional de energía E , la cual debe ser minimizada con el fin de determinar la forma y posición final de la *snake*:

$$E(v) = S(v) + P(v) \quad (2)$$

donde

$$S(v) = \int_0^1 w_1(s) \left| \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial s} \right|^2 + w_2(s) \left| \frac{\partial^2 \mathbf{v}}{\partial s^2} \right|^2 ds \quad (3)$$

$$P(v) = \int_0^1 P(\mathbf{v}(s,t)) ds \quad (4)$$

corresponden a los términos de energía interna y externa, respectivamente. S da las características de deformación del contorno elástico y los parámetros $w_1(s)$ y $w_2(s)$ determinan el grado en el cual la *snake* se puede estirar o curvar. Estos parámetros pueden ser dependientes de s y ajustándolos es posible cambiar las características de la *snake* en cada coordenada paramétrica. Sin embargo, la mayoría de las aplicaciones especifican valores constantes a lo largo del contorno para w_1 y w_2 , lo que también fue considerado en este caso. P consiste de los potenciales de energía externa que acoplan la *snake* a la imagen, para lo cual se diseñan de manera que sus mínimos locales coincidan con extremos de intensidad, bordes, o cualquier otra característica de interés en la imagen. En este caso se eligió un potencial para atraer el contorno hacia los bordes de la imagen.

El proceso de minimizar la funcional dada en (2) se puede considerar desde un punto de vista dinámico a través de la ecuación lagrangiana de movimiento para la *snake*, como:

$$\mu \frac{\partial^2 \mathbf{v}}{\partial t^2} + \gamma \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial t} - \frac{\partial}{\partial s} \left(w_1 \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(w_2 \frac{\partial^2 \mathbf{v}}{\partial s^2} \right) = -\nabla P(\mathbf{v}(s,t)) \quad (5)$$

Los dos primeros términos del lado izquierdo de esta ecuación diferencial representan las fuerzas de inercia y de amortiguación, los dos términos siguientes constituyen las fuerzas de tensión interna y de flexión, relacionadas a la energía interna. El lado derecho de la ecuación representa la fuerza externa debida al potencial externo. El equilibrio se alcanza cuando las fuerzas internas y externas se balancean y el contorno detiene su evolución; lo que implica que entonces $\partial \mathbf{v} / \partial t = \partial^2 \mathbf{v} / \partial t^2 = 0$.

La segmentación de imágenes, como otros problemas de recuperación de formas, no involucra datos variables en el tiempo, por lo que la densidad de masa μ se supone generalmente cero, resultando así una ecuación de movimiento simplificada.

3.1 Modelo *T-snakes* (discreto en dos dimensiones)

Del modelo original de *snakes* se obtiene una ecuación dinámica de primer orden. Para producir una versión discretizada de la ecuación podemos representar el modelo geométrico

continuo en términos de combinaciones lineales de funciones bases, tales como diferencias finitas o elementos finitos.

En este trabajo se aplica la formulación del modelo de *T-snakes* (McInerney and Terzopoulos, 1995), el cual es definido como un conjunto de N nodos indexados según $i = 0, \dots, N-1$, conectados en serie por un conjunto de N aristas. A estos nodos se asocian posiciones $\mathbf{x}_i(t) = [x_i(t), y_i(t)]$ variables con el tiempo, junto con fuerzas de tensión $\boldsymbol{\alpha}_i(t)$, de flexión $\boldsymbol{\beta}_i(t)$, de inflación $\boldsymbol{\rho}_i(t)$ y las fuerzas externas $\mathbf{f}_i(t)$ que actúan en el plano de la imagen. Además, se debe aplicar una condición de contorno con el fin de producir un modelo de contorno cerrado, esto es: $\mathbf{x}_1(t) = \mathbf{x}_N(t)$.

El comportamiento de la *T-snake* es gobernado por un conjunto de ecuaciones diferenciales de movimiento de primer orden, de acuerdo a una versión simplificada y discretizada de (5), dada por:

$$\gamma_i \dot{\mathbf{x}}_i + a \boldsymbol{\alpha}_i + b \boldsymbol{\beta}_i = \boldsymbol{\rho}_i + \mathbf{f}_i \quad (6)$$

donde $\dot{\mathbf{x}}_i(t)$ es la velocidad del nodo i y γ_i es un coeficiente de amortiguación. Las fuerzas de tensión interna asociadas a cada uno de los nodos se calculan mediante una aproximación discreta a la segunda derivada de las funciones de coordenadas con respecto a s

$$\boldsymbol{\alpha}_i(t) = 2\mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_{i-1}(t) - \mathbf{x}_{i+1}(t) \quad (7)$$

Estas fuerzas actúan para mantener un espaciado uniforme entre los nodos del modelo, siendo a un parámetro que permite controlar la resistencia del contorno a deformaciones de estiramiento. Las fuerzas internas de flexión

$$\boldsymbol{\beta}_i(t) = 2\boldsymbol{\alpha}_i(t) - \boldsymbol{\alpha}_{i-1}(t) - \boldsymbol{\alpha}_{i+1}(t) \quad (8)$$

constituyen una aproximación discreta de la cuarta derivada de las funciones de coordenadas con respecto a s . El parámetro b de (6) controla la resistencia del contorno a deformaciones en curvas o recodos.

Las fuerzas $\boldsymbol{\rho}_i$ y \mathbf{f}_i son externas que se aplican sobre la *snake*. La fuerza de inflación tiene como objetivo empujar el contorno hacia los bordes del objeto y está dada por:

$$\boldsymbol{\rho}_i(t) = q F(I(x_i(t))) \mathbf{n}_i(t) \quad (9)$$

donde \mathbf{n}_i es el vector normal unitario al contorno en el nodo i y q regula la amplitud de la fuerza. $F(I(x,y))$ es una función binaria que vincula $\boldsymbol{\rho}_i$ a los datos de la imagen $I(x,y)$. Utilizando la estadística de la región, en este caso la media de intensidades μ y el desvío standard σ , la función toma un valor +1 cuando la intensidad $I(x,y)$ se desvía de μ en menos de $k\sigma$, de lo contrario vale -1. Los valores de μ y σ pueden ser calculados durante la primera fase de crecimiento, a medida que se incorporan puntos a la región.

La fuerza externa \mathbf{f}_i permite detener la evolución del contorno en los bordes significativos del objeto:

$$\mathbf{f}_i(t) = p \nabla P(x_i(t)) \quad (10)$$

donde p controla la potencia de la fuerza y el potencial P se define en términos del gradiente de intensidades de la imagen I , generalmente suavizada mediante la convolución con un filtro de suavizado, como puede ser un filtro de tipo Gaussiano (Castleman, 1996), con el fin de reducir el efecto del ruido:

$$P(x_i) = -c \left\| \nabla [S * I(x_i)] \right\| \quad (11)$$

La fuerza de la imagen también puede ser promediada en el entorno del punto x_i para mejorar la robustez frente al ruido.

Con el fin de actualizar las posiciones de los nodos del modelo de un tiempo t a otro $t+\Delta t$ de acuerdo al sistema de fuerzas definidas, se debe integrar las ecuaciones de movimiento con respecto al tiempo. Una opción simple es utilizar el método de Euler explícito de primer orden, el cual aproxima las derivadas mediante diferencias finitas hacia adelante:

$$\mathbf{x}_i^{(t+\Delta t)} = \mathbf{x}_i^{(t)} - \frac{\Delta t}{\gamma} (a\alpha_i^{(t)} + b\beta_i^{(t)} - \rho_i^{(t)} - \mathbf{f}_i^{(t)}) \quad (12)$$

Si bien este puede volverse inestable, en este caso se ha comprobado que mantiene un comportamiento estable, posiblemente porque se utilizan intervalos de tiempo pequeños y en pocas iteraciones por lo general el modelo se estabiliza ya que el contorno inicial es cercano al borde real de la estructura buscada.

4 INTEGRACIÓN DE CRECIMIENTO DE REGIONES Y SNAKES

La estrategia de segmentación propuesta utiliza en la primera fase un algoritmo de crecimiento de regiones, que ya ha probado ser robusto y eficiente, para una aproximación de la región de interés. Luego, el resultado obtenido se utiliza para la inicialización de un contorno activo con base en el modelo *T-snakes*, el cual permite ajustar el contorno del objeto de acuerdo a las características de la imagen.

Se pueden distinguir 3 aspectos fundamentales del modelo utilizado, los cuales se explican a continuación: la descomposición simplicial del dominio de interés, la inicialización de la *snake* sobre esta grilla base y el algoritmo que permite llevar a cabo la evolución de la misma.

4.1 Malla base (descomposición simplicial)

Una descomposición de tipo simplicial provee un marco de referencia no ambiguo para la creación de una aproximación poligonal local del modelo de contorno o superficie. En este caso, el espacio n -dimensional de la imagen se divide en un conjunto de objetos geométricos, los más simples, de dimensión n (triángulos en el caso de 2 dimensiones o tetraedros en el caso de 3). Además, es deseable que se trate de elementos congruentes, que difieran sólo en orientación o reflexión, ya que si todos los elementos son idénticos, los cálculos pueden efectuarse de manera simple y eficiente. Esta partición de la imagen provee un marco de referencia no ambiguo para la reparametrización del contorno de la *snake* ante la influencia de fuerzas (internas y externas) y para la creación de una aproximación poligonal del contorno o superficie. Además, esta descomposición provee un mecanismo automático para contemplar cambios topológicos de manera no ambigua (McInerney and Terzopoulos, 1995).

La resolución de la malla controla la flexibilidad geométrica del *snake*, de manera que si el objeto de interés contiene cavidades o protuberancias profundas la resolución de la malla debería ser lo suficientemente fina como para permitir que el contorno se ajuste al borde deseado. Se considera entonces una malla sobre la imagen, representada mediante un conjunto de vértices unidos por segmentos de forma tal que una celda encierre un píxel de la imagen. Luego, cada celda se divide en dos triángulos que conformarán la malla de base.

4.2 Inicialización de la *snake*

El resultado de la aplicación del algoritmo de crecimiento de regiones consiste en una imagen binaria, en la cual se especifican los puntos de la imagen que han sido incorporados al objeto y los que han quedado descartados. Por convención, 1 identifica al píxel que se

encuentra dentro de la región segmentada y 0 identifica al caso contrario (Figura 1-a). De esta manera, se puede obtener la posición y forma del objeto, a partir de las cuales se debe generar e inicializar el modelo deformable para la segunda etapa de refinamiento.

Los vértices de la malla se “polarizan” de acuerdo al resultado de la primera fase (Figura 1-b). Un vértice será custodio de cuatro pixels de la imagen binaria y el signo del vértice se basará en el siguiente criterio de clasificación: si la mayoría de los pixels se encuentran dentro del objeto segmentado, el signo es positivo (rojo); de lo contrario, es negativo (negro).

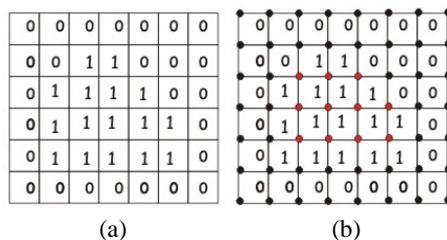


Figura 1: Ejemplo de imagen binaria resultante de la primera fase (a), utilizada para la inicialización de los vértices de la malla (b)

A partir de esta clasificación, se cuenta con la información necesaria para clasificar los triángulos que conforman la malla base (Figura 2-a):

- si un triángulo tiene todos sus vértices positivos, significa que se encuentra completamente dentro de la región dentro del contorno (se denomina triángulo negro).
- si un triángulo tiene todos sus vértices negativos, se encuentra completamente fuera de la región contenida en el contorno (triángulo blanco).
- si un triángulo posee vértices con distintos signos, significa que se encuentra en el contorno. Este es el tipo más importante de triángulos, son los llamados triángulos grises y forman parte de la frontera actual de la región.

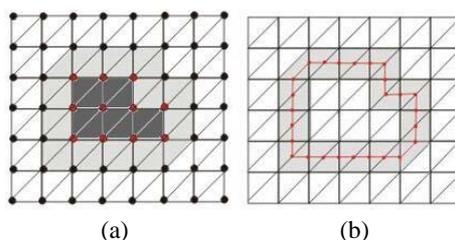


Figura 2: Clasificación de triángulos (a) y determinación del contorno inicial (b)

Continuando con la inicialización del modelo deformable, se requiere un algoritmo sencillo y eficiente que determine las posibles componentes conexas que se forman a partir del conjunto de triángulos grises. Según esta descomposición, los puntos de intersección resultan en un segmento de línea que aproxima el contorno borde dentro de cada triángulo gris. Cada segmento intersecta a un triángulo en dos de sus lados, separando de esta manera los vértices interiores de los vértices exteriores. El modelo original de *T-snakes* propone determinar el conjunto de aristas encontrando los puntos de intersección entre el contorno y los triángulos de la malla; sin embargo, en este trabajo se ha considerado una aproximación de menor costo computacional que consiste en considerar una interpolación $\frac{1}{2}$, estableciendo como extremo de cada arista del contorno el punto medio del correspondiente lado del triángulo en la grilla base. Como se expresó anteriormente, un triángulo es clasificado como gris si alguno de sus vértices tiene signo contrario a los restantes. De esta forma, es posible

identificar dos lados del triángulo con la característica de que cada uno tiene vértices de distinto signo como extremos. A partir de ellos se calcula el punto medio, de manera que el segmento que los une forma una arista del *snake* (Figura 3). De los lados del triángulo del ejemplo, F3 se descarta porque no cumple con la condición necesaria para ser interpolado. Luego, de F1 se obtiene el punto medio N1 y de F2 se obtiene el punto medio N2. Luego, la arista A1 formada por los puntos contribuye al *snake* que se está generando.

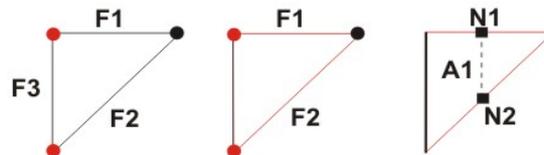


Figura 3: Interpolación $\frac{1}{2}$ para determinación de los segmentos de la *snake* a partir de los triángulos grises

Si este algoritmo es aplicado sobre cada triángulo que forma una componente conexa, el resultado será un conjunto de nodos y aristas que conforman la *snake* inicial buscada (Figura 2-b) a partir de la cual se aplicará el algoritmo de evolución del modelo.

4.3 Evolución del contorno deformable

Como se mencionó anteriormente, la *snake* se deforma a sí misma mediante la aplicación del sistema de fuerzas establecido. Estas fuerzas se clasifican en internas y externas.

La energía interna le da a la superficie características de deformación de un contorno elástico. La fuerza de tensión representa la resistencia al estiramiento y se regula por un coeficiente a y la de flexión representa la resistencia del *snake* a doblarse y es regulada por un coeficiente b . La energía externa conduce la curva hacia características sobresalientes de la imagen. La fuerza de inflación está regulada por un coeficiente q y se calcula a partir del vector normal a cada nodo y teniendo en cuenta las características de intensidad en el entorno del punto, incluso estadística de intensidades de la región. Finalmente, la fuerza externa se aplica para que el *snake* detenga su evolución en los bordes significativos de la imagen. Esta fuerza se basa en el gradiente del potencial, el cual se calcula a partir de la imagen suavizada para reducir el efecto del ruido. Para el cálculo del gradiente se aplicó un operador de tipo Sobel (Castleman, 1996).

Una vez calculadas las fuerzas aplicadas sobre cada nodo de la *T-snake*, es posible obtener su nueva posición a través de la ecuación (12). Durante el proceso de evolución, se deberán determinar los triángulos grises luego de cada paso de deformación de la *snake* (que implica M pasos según el método de Euler) y los nuevos nodos del modelo a través de sus intersecciones con la malla base. El algoritmo de evolución de la superficie basado en el modelo *T-snake* puede resumirse en el siguiente pseudocódigo:

Mientras no converjan las fuerzas del modelo

Por cada paso de deformación:

Por cada nodo \mathbf{x}_i de la *T-snake*

 calcular la fuerza de tensión α_i , según (7)

 calcular la fuerza de flexión β_i , según (8)

 obtener el vector normal \mathbf{n}_i

 calcular la fuerza de inflación ρ_i , según (9)

 calcular la fuerza externa \mathbf{f}_i , según (10)

 dados los coeficientes a, b, p, q que controlan cada una de la fuerzas,

 actualizar la posición del nodo, según (12)

Obtener los nuevos nodos del modelo, en triángulos grises (según intersecciones con la grilla)

Algoritmo 2: Evolución del modelo *T-snakes*

Durante la evolución de la *snake*, algunos nodos de la grilla irán cambiando su clasificación, pasando en algunos casos a formar parte del contorno. Una condición de terminación del algoritmo se puede establecer asignando una temperatura a cada nodo. Este valor se basa en el número de pasos de deformación que el elemento ha permanecido en el límite. De esta manera, se puede determinar que el modelo ha alcanzado su estado de equilibrio cuando la temperatura de todos los nodos que lo conforman se encuentra por debajo de un valor prefijado.

4.4 Extensión al modelo tridimensional

Numerosos algoritmos de segmentación se aplican a los cortes individuales de la imagen y luego integran los resultados parciales de la segmentación para obtener la segmentación del volumen completo. Sin embargo, este enfoque no suele ser adecuado para la segmentación de estructuras complejas, ya que en este caso algunos elementos pueden aparecer desconectados dentro de un mismo corte aunque realmente tengan vinculación en capas adyacentes. Por este motivo, en este trabajo se propone la construcción de un modelo tridimensional a partir de los cortes individuales (Figura 4) y una superficie inicial que se deforma teniendo en cuenta la información del volumen.

Los cortes individuales de la imagen se anexan en una misma estructura de datos con el fin de analizar el volumen completo. En esta estructura tridimensional, cada uno de los elementos corresponde a un voxel y posee un valor de intensidad e información posicional.

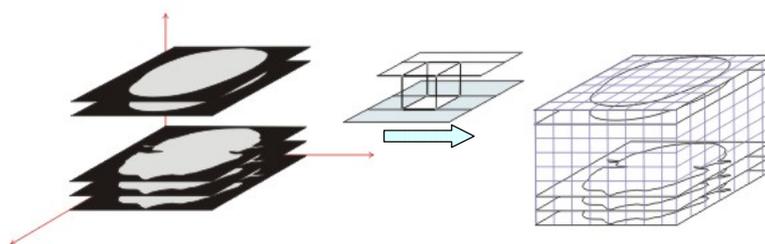


Figura 4: Formación del volumen a partir de los cortes de la imagen original

En el caso tridimensional, el modelo deformable considerado se denomina *T-surfaces* (McNerney and Terzopoulos, 1999), ya que –en lugar de estar compuesto por una serie de segmentos o aristas que determinan un contorno– en este caso está definido como una malla elástica de triángulos.

Para la descomposición del espacio se utiliza una grilla cúbica subdividiendo cada cubo en 6 tetraedros (Figura 5-a) y, de manera similar al caso bidimensional, los tetraedros pueden ser clasificados según el signo de los vértices. Si los signos son del mismo tipo para todos los vértices, el tetraedro debe encontrarse o completamente dentro del objeto (signo +) o completamente afuera del mismo (signo -). En cambio, si los signos son distintos, significa que el tetraedro corta a la superficie, determinando un plano de intersección (Figura 5-b).

Del conjunto de tetraedros “grises” que intersectan al *snake* se pueden aproximar los nodos de superposición que separan los vértices positivos de los negativos, resultando en un triángulo o incluso en un cuadrilátero, dependiendo de si la intersección se da en 3 o en 4 lados diferentes del tetraedro, respectivamente. En el último caso, el cuadrilátero igualmente puede ser dividido en dos triángulos. Finalmente, el conjunto de todos estos triángulos determinan la estructura de la *T-surface* que aproxima la superficie original.

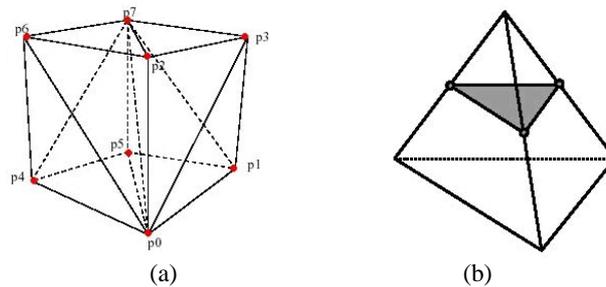


Figura 5: (a) División de las celdas de la grilla 3D en 6 tetraedros. (b) Ejemplo de intersección de contorno del objeto con tetraedro de la grilla

En esta instancia, la superficie que representa al modelo deformable queda definida por un conjunto de nodos $\mathbf{x}_i(t) = [x_i(t), y_i(t), z_i(t)]$ fuertemente interconectados y unidos por medio de triángulos. En este caso, se han definido estructuras y heurísticas convenientes para recuperar los vecinos a cada uno de los nodos en la superficie con bajo costo computacional.

Cabe destacar que el modelo basado en *T-surfaces* preserva las características y propiedades descritas para el caso 2D, y su evolución es gobernado por fuerzas de tensión, flexión, de inflación y fuerzas externas, con leves adaptaciones al caso tridimensional.

En este caso, una vez que el modelo se estaciona por enfriado de todos los nodos que lo componen, la triangulación resultante directamente determina la malla poligonal superficie asociada a la superficie del objeto segmentado.

5 RESULTADOS

El método descrito ha sido implementado en Borland C++ Builder, utilizando tecnología orientada a objetos, con una interface que permite la modificación de parámetros y diferentes opciones para la visualización de resultados. Inicialmente, fue probado sobre imágenes 2D, correspondientes a cortes de tomografías o MRI. Los resultados preliminares obtenidos muestran que el esquema planteado es capaz de segmentar con precisión las áreas de interés en la imagen, logrando en una primera fase la aproximación de la región y luego una deformación adecuada del contorno generado hasta alcanzar el borde de la estructura segmentada. En la Figura 6 pueden apreciarse imágenes correspondientes a la segmentación del cerebro sobre un corte de CT. En (a) se presenta el resultado obtenido mediante la aplicación de la etapa de crecimiento de regiones, en color azul y en (b) se puede apreciar, en color rojo, la evolución del contorno deformable que fue previamente inicializado a partir del borde de la región detectada. En la Figura 7 se muestra una visualización 3D de la superficie

generada a partir de la segmentación de cerebro en este caso a partir de una MRI, la cual fue renderizada utilizando POV-Ray.

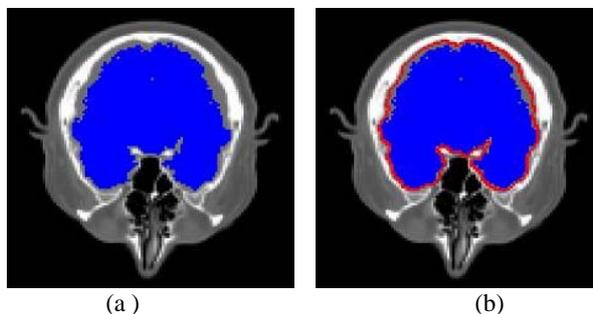


Figura 6: Segmentación de cerebro en CT: (a) resultado de aplicar crecimiento de regiones, (b) evolución del contorno mediante *T-snakes*



Figura 7: Vistas 3D de la superficie generada a partir de la segmentación de cerebro en una MRI

6 CONCLUSIONES

En este trabajo se presentó un enfoque de segmentación de imágenes digitales y generación de mallas de superficie mediante la integración de algoritmos basados en regiones y contornos deformables. En la primera etapa se extrae un contorno o superficie inicial, el cual identifica la región buscada en forma robusta, sin embargo este contorno o superficie puede diferir considerablemente del que corresponde realmente al objeto. El resultado de esta primera etapa es utilizado entonces para inicializar un contorno deformable, el cual será adaptado a la estructura buscada dentro de la imagen durante una segunda etapa de segmentación, usando un modelo basado en *T-snakes* para 2D o *T-surfaces* en el caso de 3D. Este esquema integrado ha sido probado sobre imágenes de CT y MRI, y los resultados preliminares obtenidos han mostrado su aplicabilidad al problema de detección de estructuras complejas, al lograr contornos y superficies de calidad altamente aceptables directamente por aplicación del modelo. En trabajos futuros se continuará con la experimentación sobre otras estructuras en imágenes médicas, como así también en diferentes áreas de aplicación.

REFERENCIAS

- R. Adams and L. Bischof. Seeded Region Growing. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.16, No.6, 1994.
- K. Castleman, Digital Image Processing, *Prentice Hall*, 1996.
- M. del Fresno and M. Vénere, Un método de segmentación de imágenes digitales

- tridimensionales por crecimiento de regiones, *33° JAIIO, AST, Córdoba, 2004.*
- M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, Snakes: Active Contour Models, *Int. Journal of Computer Vision*, 1(4), 1988.
- T. McInerney, D. Terzopoulos, Topologically Adaptable Snakes, *Int. Conf. on Computer Vision*, Cambridge, MA, USA, 1995.
- T. McInerney, D. Terzopoulos, Topology Adaptive Deformable Surfaces for Medical Image Volume Segmentation, *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol. 18, No. 10, 1999.