

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA METROPOLITANA-IZTAPALAPA

CBI

227462

**CONTORNOS Y SUPERFICIES ACTIVAS CON  
SPLINES CÚBICOS PARA SEGMENTACIÓN  
SEMI-AUTOMÁTICA DE TRÁQUEA**

**Tesis para obtener el grado de  
Maestra en Ciencias (Ingeniería Biomédica)**

**Raquel Valdés Cristerna**

**Diciembre, 2000**

**Asesor: M. en I. Oscar Yáñez Suárez**

**Sinodales:**

**Dr. Ramón González Camarena  
Dra. Verónica Medina Bañuelos  
Dra. María Elena Algorri Guzmán  
M. en I. Oscar Yáñez Suárez**

A mis padres,

Al Ing. Rodrigo Valdés Sánchez, mi estimado

# AGRADECIMIENTOS

Este trabajo es producto del esfuerzo compartido de diferentes actores en diversos espacios y momentos de colaboración que deseo reconocer

Agradezco al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por su apoyo financiero para realizar mis estudios de posgrado. Agradezco al Instituto Nacional de Enfermedades Respiratorias (INER), particularmente a la Dra. Georgina Chi-lem y a los servicios de Radiología e Ingeniería Biomédica por proporcionarnos los estudios tomográficos y documentarlos. Agradezco al área de Procesamiento Digital de Señales e Imágenes Biomédicas de la UAM-Iztapalapa por facilitarme los recursos materiales para la elaboración de este trabajo.

Agradezco a mi asesor, M. en I. Oscar Yáñez Suárez por todo su apoyo y dirección de tesis.

Agradezco a la Dra. Verónica Medina Bañuelos por compartir la discusión sobre los contornos activos. Agradezco al Dr. Ramón González Camarena por su apoyo para la definición del prototipo del Sistema de Caracterización de Obstrucción Traqueal. Igualmente agradezco a ellos y a la Dra. María Elena Algorri Guzmán por la revisión de este documento.

Agradezco a todos mis profesores por su disposición para compartir su experiencia.

Raquel Valdés Cristerna

# INDICE

Introducción	
Antecedentes clínicos de la estenosis traqueal	2
Antecedentes técnicos sobre segmentación de vías aéreas en imágenes de TAC	4
Objetivos	11
Contornos Activos	
Modelo General	12
Contornos Activos en 2D basados en Splines Cúbicos Naturales	15
Algoritmo para inicializar el contorno activo	18
Extensión a Contornos Activos en 3D basados en Splines Cúbicos Naturales	20
Algoritmo para inicializar la superficie activa	27
Sistema de Caracterización de Obstrucción Traqueal	
Imágenes	28
Algoritmos	31
Interfase Gráfica con el Usuario	34
Resultados	
Volúmenes simulados	42
Volúmenes de TAC	51
Comparación con modelos de Kass et al y Cohen-Cohen	54
Conclusiones	60
Referencias	63
Apéndice	66

## Introducción

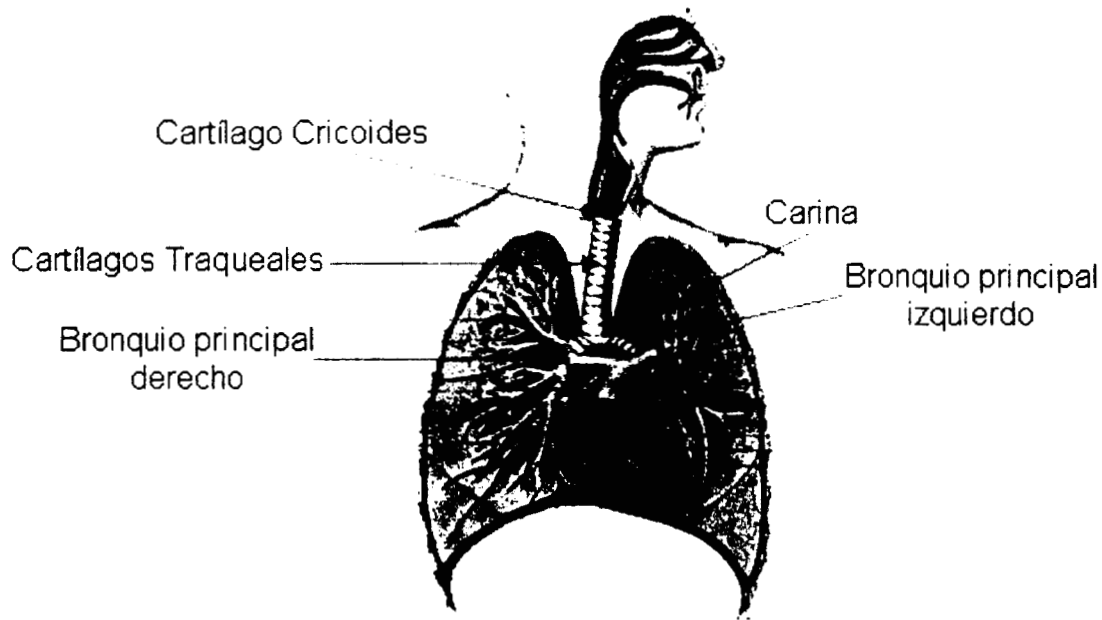
El sistema respiratorio reviste una importancia vital para los seres humanos puesto que cumple entre otras, la función de ventilación, es decir el intercambio gaseoso entre el medio ambiente externo al sujeto y el medio interno del mismo; por lo que signos o síntomas de una obstrucción de las vías aéreas merecen una atención inmediata para prevenir disfunciones secundarias generalizadas. Según estadísticas de la Secretaría de Salud, dentro de las quince principales causas de mortalidad general en México, se encuentra la bronquitis crónica y la no especificada, enfisema y asma. En estadíos tempranos de la estenosis traqueal es frecuente confundir los signos y síntomas con otro tipo de afecciones respiratorias tales como asma y bronquitis crónica.

El aparato respiratorio está formado por una serie de conductos continuos en cabeza, cuello y tórax, que proporcionan vías a través de las cuales el aire atmosférico se permea al torrente sanguíneo, efectuándose un intercambio gaseoso. De manera gruesa las vías respiratorias se clasifican en dos categorías atendiendo a su ubicación en el organismo:

- a) Vías aéreas superiores: nariz, cavidad nasal, senos paranasales, nasofaringe y faringe; y
- b) Vías aéreas inferiores: Tráquea, sistema traqueobronquial y pulmones [1].

La tráquea está constituida por dos porciones, una denominada extratorácica cuya longitud es de 2 a 4 cm, que se localiza desde el borde inferior del cartílago cricoides a la entrada del tórax la cual se proyecta de 1 a 3 cm por arriba del nódulo supraesternal; la porción intratorácica corresponde a los siguientes 6 a 9 cm, para que la longitud total sea de 10 a 13 cm, el diámetro transversal en el hombre es de 13 a 25 mm y en las mujeres es de 10 a 21 mm [2]. En la figura 1 se muestra un esquema del aparato respiratorio, resaltando la tráquea y los bronquios principales.

En una vista transversal, la capa interna de la tráquea es un epitelio de revestimiento (mucosa), seguida de una capa de tejido conectivo, donde se encuentran inmersas las glándulas traqueales. La siguiente capa la forma un cartílago en forma de C (cartílago traqueal). Los extremos posteriores abiertos se completan por bandas de músculo liso. La distensibilidad y elasticidad de la tráquea le permiten ayudar a suspender el corazón a causa del entrelazamiento de los bronquios o ramas traqueales con las arterias pulmonares que llegan del corazón [1].



**Figura 1. Esquema del Aparato Respiratorio. Tomado de Gardner y Osburn. *Anatomía Humana*. Lámina 4.**

La frecuencia de las lesiones obstructivas de laringe y tráquea ha aumentado en los últimos años; por un lado se tiene que se han hecho más comunes las lesiones de las vías aéreas centrales, debido a accidentes de tráfico, por otro lado la combinación de sondas traqueales con manguito y ventilación controlada, ha originado nuevos tipos de traumatismo de la mucosa y los anillos cartilagosos; el tabaco y la contaminación atmosférica han conducido a una mayor incidencia de cáncer de las vías respiratorias altas, incluyendo laringe y tráquea [3,4].

### ***Antecedentes clínicos de la estenosis traqueal y su valoración***

Miller sugiere una clasificación de las enfermedades potencialmente obstructivas de la tráquea, por mencionar algunas se tienen: alteraciones del desarrollo que pueden ser anomalías vasculares, estenosis glótica y subglótica congénita, angiomas; existen también obstrucciones de origen infeccioso; obstrucciones ocasionadas por traumatismos, representan la causa mas frecuente y pueden ser debidas a una intubación terapéutica, traumatismos de tórax y cuello; obstrucción por presencia de cuerpos extraños, fenómeno de mayor frecuencia de aparición en niños; obstrucción debida a neoplasias, el cáncer espinocelular de la tráquea puede confundirse con una enfermedad obstructiva difusa de las vías aéreas y el paciente quizá sea tratado por asma. Existen otros padecimientos de origen incierto que pueden manifestarse como una obstrucción traqueal y son la traqueopatía osteoplástica, relacionada con proyecciones cartilaginosas sobre la luz traqueal; la policondritis recidivante, que se relaciona con artritis reumatoide o lupus eritematoso [3].

La estenosis traqueal clínicamente se manifiesta con estridor y dificultad respiratoria y se define como una estrechez en el diámetro transversal de la tráquea, ocasionado por el daño a la laringe posterior durante el proceso de intubación mecánica [2]. La mayor parte de las estenosis se sitúan por debajo del vértice esternal, por lo que no pueden observarse en radiografías de cuello. Para varios casos de estenosis la broncoscopia representa el método más apropiado de valoración de la extensión y localización de la estenosis, sin embargo requiere de anestesia y en casos de estenosis severa puede provocarse una obstrucción de la vía y requerir de maniobras de emergencia [4].

Se tienen limitantes en la detección de estenosis traqueal con el uso de pruebas funcionales ya que la espirometría es insensible a estenosis leves o moderadas, el índice de flujo espiratorio forzado al 50% de la capacidad vital (FEF 50%) sobre el inspiratorio forzado al 50% (FIF50%) igual a 1 se ha utilizado en obstrucciones fijas de la vía aérea superior, aunque su utilidad ha sido cuestionada. La curva flujo volumen no detecta obstrucciones menores a 8 mm, además muestra falla en su detección aún ante franca evidencia radiológica [2]. El examen laringoscópico o broncoscópico de la tráquea es necesario para el diagnóstico histológico de los tumores o estenosis cicatriciales [2].

El cuadro clínico que se presenta con la estenosis traqueal puede confundirse sobre la etiología del problema. La bronquitis crónica y el asma presentan síntomas que aparecen en el cuadro de obstrucción traqueal. En casos de estenosis leve y moderada sin síntomas, en reposo, son difíciles de identificar, estos casos suelen diagnosticarse y tratarse como casos de bronquitis crónica o enfermedad pulmonar. En estos casos la broncoscopia y las imágenes de tomografía resultan útiles. En casos de terapia quirúrgica, la técnica debe ajustarse a la localización y la extensión de la lesión [4].

Como se mencionó anteriormente, las radiografías laterales de cuello han mostrado utilidad para detectar deformidades de tráquea superior, sin embargo, la estenosis intratorácica no es apreciada, las radiografías anteroposteriores de cuello, adquiridas con filtro de cobre, durante la producción del sonido "i", muestran con excelente detalle la tráquea hasta la carina, sin embargo sólo el 60% de las estenosis son apreciadas por radiografías. La tomografía lineal es útil para conocer la longitud de la estenosis traqueal. La tomografía axial computada (TAC) aporta información sobre el grado de estenosis, ubicación y longitud de la misma, adicionalmente si esta técnica de imagenología se combina con maniobras dinámicas como las de Müller y Valsalva, puede valorarse el compromiso existente ante esfuerzos máximos. La resonancia magnética proporciona una imagen multiplanar con muy buena resolución y si se agrega material de contraste, permite estimar la longitud y el grado de oclusión traqueal; la resonancia proporciona excelente información del mediastino envolvente [2,5].

En su reporte clínico LoCicero et al muestran los resultados en 11 pacientes, del estudio multiplanar realizado con imágenes de Tomografía helicoidal y su

reconstrucción tridimensional, refieren sobre la utilidad de esta técnica que antes se limitaba a estudios de Resonancia Magnética y que permite mostrar diversas ángulos de vista u observación del árbol traqueobronquial, para la valoración de diversas patologías de las vías aéreas [6]. Mogavero et al concluyen sobre la excelente calidad de la definición anatómica obtenida con la reconstrucción tridimensional de imágenes de tomografía helicoidal, en dos casos de patología de las vías aéreas centrales, uno de ellos con un tumor en la carina y otro con una estenosis bronquial postoperatoria. Este procedimiento permitió confirmar los diagnósticos previos y planear la estrategia terapéutica para los pacientes [7]. Hallazgos similares reportan Sagy et al para cinco casos de obstrucción de las vías aéreas intratorácicas en niños, empleando tomografía helicoidal y la reconstrucción tridimensional de las vías aéreas [8].

El análisis acústico del estridor ha sido utilizado para tratar de identificar la localización, la extensión y el área de estenosis traqueal (ET); ha mostrado ser sensible y provee información dinámica (en las diferentes fases respiratorias) no es invasivo y es rápido de llevarse a cabo, sin embargo existen desventajas cuando se valoran ET severas ya que tiende a sobreestimar el área estenótica en un 20% [2].

En el Instituto Nacional de Enfermedades Respiratorias (INER) se ha propuesto un proyecto para la valoración no invasiva de la obstrucción traqueal en el que se incluye, como parte del protocolo, la obtención de series de imágenes tomográficas traqueales. Este procedimiento permite la introducción de técnicas automatizadas de procesamiento de imágenes, en particular sobre el aspecto de segmentación y reconstrucción de la estructura traqueal.

### ***Antecedentes técnicos sobre segmentación de vías aéreas en imágenes de TAC***

Una de las principales aplicaciones del procesamiento digital de imágenes (PDI) es el análisis de las mismas, donde se persigue descomponer una imagen en elementos de información básicos, bien identificados o clasificados, que permitan hacer aseveraciones sobre el fenómeno completo estudiado que en su todo no proporciona información clara o suficiente. En el caso de imágenes médicas un objetivo particular del PDI es proveer al especialista una mayor calidad de información para apoyar al diagnóstico y/o pronóstico de algún padecimiento. La primera fase del análisis de imágenes es precisamente la segmentación, esto es, un proceso que permite dividir a la imagen en regiones disjuntas atendiendo a un criterio o propiedad preestablecida. Si este criterio o propiedad es seleccionado sin intervención del experto, el método de segmentación es considerado automático, si alguno o algunos de los parámetros de la segmentación requieren de la experiencia del especialista, se clasifica al método de segmentación como semiautomático o supervisado [9,10,11].

Algunos ejemplos de segmentación son:



- a) Segmentación por umbral. Genera una imagen binaria, definiendo un pixel con valor 1 si el valor del pixel correspondiente en la imagen original pertenece a un intervalo de niveles de intensidad y dando un valor de cero para el caso contrario. La versión automática de este procedimiento puede ser implantada analizando la distribución de niveles de intensidad de la imagen original y proponiendo un modelo específico.
- b) Segmentación de bordes. Se genera una imagen resultante de una operación de convolución de la imagen original con un kernel de propiedades particulares. Existen diseños de estos kernels basados en la magnitud del operador gradiente (Sobel , Prewitt, Roberts) o bien, utilizando el operador laplaciano, o la derivada de una función gaussiana [12], o el laplaciano de una función gaussiana [13].
- c) Segmentación de regiones. Genera una imagen resultante con un rango dinámico limitado al número de regiones distinguibles. El criterio para distinguir una región de otra, determina las propiedades específicas de la técnica de segmentación, y pueden ser criterios estadísticos, de similaridad de intensidad, de textura, etc [9,10].

Una particularidad de los dos primeros ejemplos de segmentación es que los bordes generados no son necesariamente ligados o continuos, condición deseable en una aplicación de estimación de perfiles de áreas transversales de regiones segmentadas, como lo requiere la caracterización de la obstrucción traqueal. El método de segmentación con contornos activos (snakes) permite la generación de un borde o contorno continuo aprovechando información propia de las imágenes y un modelo dinámico preestablecido [14].

En la segmentación de imágenes de TAC de tórax, particularmente en la segmentación de vías aéreas, se señala el uso eventual de la técnica de segmentación por umbralización de los niveles de gris, tal es el caso de los reportes presentados tanto por Sagy et al [8] y Mogavero et al [7], en ambos casos se presentan casos clínicos que han sido valorados mediante estudios tomográficos helicoidales y en donde se ha realizado la reconstrucción tridimensional de las vías aéreas, el procesamiento de las imágenes se realizó mediante el software que el fabricante del equipo de tomografía incluyó en el sistema, en donde la segmentación de tejidos de interés se realiza básicamente por ajuste de un umbral que el operador o usuario selecciona; en el trabajo de Mogavero se incluye también un criterio de conectividad junto con el umbral para realizar la segmentación [8,7].

En uno de los primeros trabajos reportados por Hoffman [15], se describe la metodología para generar imágenes de la superficie y volumen pulmonar, empleando un tomógrafo síncrono llamado el Reconstructor Espacial Dinámico (DSR, del inglés) que básicamente consta de un cabezal girable con 14 fuentes de rayos X y del lado opuesto con el mismo número de cámaras de televisión que permitan capturar imágenes con baja resolución pero velocidad media, lo que permitió hacer estudios dinámicos de procesos respiratorios. Utilizando un algoritmo de retroproyección filtrada pudieron reconstruir las imágenes

transversales del objeto rastreado. Para hacer la segmentación del tejido pulmonar se seleccionaron todos los voxeles que tenían el nivel de gris correspondiente al aire contenido en los pulmones. Los resultados de Hoffman et al[15], muestran reconstrucciones de superficie de pulmones y la primera porción del sistema traqueobronquial. En las imágenes transversales segmentadas se muestran algunos errores debidos a la segmentación por umbral, en donde se crean huecos en las estructuras idealmente sólidas o contiguas. La resolución espacial es un factor determinante en la calidad de las imágenes reconstruidas [15].

En trabajos de segmentación de vías aéreas en imágenes de TAC más recientes [16,17,18] se observa el uso intensivo de la técnica de segmentación automática por crecimiento de regiones (CR) en tres dimensiones.

Summers y colaboradores [16] proponen un proceso de segmentación de imágenes de tomografía helicoidal, para generar estudios de broncoscopia virtual. Esta técnica se refiere a la reconstrucción tridimensional de las paredes internas de estructuras huecas, vías aéreas en este caso, y al sistema de navegación que permite transportarse virtualmente a través de dichas cavidades. La segmentación se basa en un algoritmo de crecimiento de regiones en 3D, con un umbral preestablecido y un criterio adicional de distancia hacia la semilla, esta última consideración les permite desechar en las regiones de ramificación bronquial, voxeles que por su nivel de gris podrían haber sido incluidos, sin embargo ya se ubican en el parénquima pulmonar. Después de la segmentación se aplicó un algoritmo para la extracción de la superficie y se generó un modelo de malla, optimizando la triangulación de la superficie. Entre diámetros a diferentes alturas de la estructura y para los catorce pacientes analizados, se obtuvo una diferencia de  $0.5 \text{ mm} \pm 0.4 \text{ mm}$  de la medida hecha con la broncoscopia virtual y la medida hecha directamente sobre las imágenes de tomografía. El proceso de reconstrucción de las vías aéreas duró una hora en una estación Indigo II, de Silicon Graphics. Se estima que el 75% de este tiempo se consume en el proceso de segmentación [16].

En un trabajo sobre la caracterización de la estructura tridimensional del árbol de las vías aéreas [17], empleando imágenes de tomografía se planteó la segmentación de crecimiento de regiones en 3D para recuperar los voxeles correspondientes al árbol de las vías aéreas de un pulmón de perro. Antes de la segmentación se realizó una interpolación lineal en la dimensión Z del estudio de imagen, con la finalidad de obtener voxeles cúbicos del orden de 0.5 mm por lado. Para la determinación del eje central de las vías aéreas, se utilizó una variación del algoritmo de segmentación de CR, para cada iteración del algoritmo a cada voxel se le asignó una distancia al voxel semilla, a este voxel se le asocia una distancia cero. Al terminar la segmentación, se agrupan los voxeles que pertenecen a un mismo grupo (misma distancia) y se calcula el centroide. La secuencia de estos centroides es una primera aproximación al eje central de la vía aérea; un ajuste lineal posterior de tres centroides permite reestimar la posición del eje central principalmente en las bifurcaciones bronquiales. Obteniendo el modelo adecuado del árbol bronquial, es posible hacer mediciones de longitud de

ramas, ángulos de ramificaciones y diámetros de los conductos aéreos. Se obtuvieron errores del orden de 2 mm tanto en longitudes de ramificación como en diámetro de conductos aéreos y un error de 5° en el ángulo de las ramificaciones. Los autores establecen que es posible repetir el procedimiento para segmentar el árbol cardiovascular simplemente adecuando el umbral del algoritmo de CR [17].

Chiplunkar et al [18], propusieron un método de segmentación del árbol de las vías aéreas principales utilizando una variación adaptiva para el algoritmo de crecimiento de regiones. En trabajos previos se había demostrado que seleccionar la semilla en cada una de las imágenes bidimensionales generaba mejores resultados en la segmentación final, sólo que esta selección la hacía un experto. En el método propuesto por los autores se proponen adaptar el umbral del algoritmo de CR considerando información local y relaciones entre los niveles de gris entre el aire de la vía, su pared y el parénquima pulmonar que la rodea; la información previa se considera proyectando el nivel de gris del centroide previo  $\pm$  dos veces su desviación estándar, hacia la siguiente rebanada; el centroide de la tráquea (centroide inicial) se calcula automáticamente definiendo un umbral arbitrario cercano al nivel de gris del aire contenido en las vías aéreas. Cuando se determina un nuevo centroide se analiza la "textura" alrededor del candidato puesto que cambia conforme se avanza en la estructura arbórea. Para probar el método de segmentación, Chiplunkar y colaboradores emplearon imágenes de Tomografía de alta resolución, sincronizando la adquisición con la señal de ECG para reducir artefactos cardiogénicos y compararon los resultados obtenidos con la segmentación manual realizada por un experto, esta intervención consistió en la elección manual del umbral de segmentación para el algoritmo de CR. Sus resultados muestran que en la segmentación automática en general se subestiman las áreas transversales de las vías aéreas en un orden del 4% del área estimada por el experto, en cuanto a la localización de los centroides hasta la 4ta generación de ramificaciones se tiene un error aproximado de 0.75 mm [18].

La posibilidad que ofrece el algoritmo de segmentación por CR de generar bordes continuos en estudios de valoración de áreas transversales de las vías aéreas, aunado a la simplicidad algorítmica son razones poderosas para el empleo frecuente de este método de segmentación, sin embargo presenta dos posibles problemas, uno de ellos es su sensibilidad a la pérdida de contigüidad entre píxeles o voxels, ocasionada por la morfología de las estructuras contenidas en la imagen o bien, a ruido propio de la adquisición de las mismas. Otra característica desfavorable del algoritmo es al alto consumo de recursos de cómputo que emplea, y que eventualmente puede resultar en una limitante práctica para su implantación.

En una comparación entre la técnica de crecimiento de regiones y la detección de bordes empleando la derivada de una gaussiana en imágenes de tomografía de tórax, se muestra la ineficiencia del primero en uso de recursos computacionales respecto al segundo, los resultados de ambos métodos fueron comparados con la detección del borde por un experto y no se obtuvieron diferencias estadísticamente significativas entre los estimados del borde de la tráquea. [19].

Reinhardt y Hoffman [20,21] han propuesto otro enfoque para caracterización de las vías aéreas, en donde hacen combinaciones de las técnicas descritas anteriormente y el análisis del perfil de niveles de gris para una línea de la imagen, que permite estimar los diámetros internos y externos de las vías aéreas, así como la inclusión de criterios de decisión difusa en algunos casos. Parte elemental de los protocolos propuestos por estos autores es el uso de imágenes tomográficas de alta resolución.

Reinhardt et al [20] propusieron un método para realizar mediciones precisas de las vías aéreas intratorácicas, que consiste básicamente en modelar la respuesta del escáner con una función de densidad gaussiana, posteriormente basándose en este esquema y con un modelo idealizado de las vías respiratorias, definen un método iterativo de optimización para estimar la geometría de las vías aéreas mostradas en una imagen. Su propuesta metodológica fue empleada para validar el algoritmo *half-max*, propuesto anteriormente para calcular los diámetros de las vías aéreas analizando el perfil de niveles de gris de una línea que atraviesa la vía y pasa por el centro, este algoritmo describe la localización del borde de la vía aérea como la distancia media entre los bordes interno y externo de la misma vía y que pueden ser fácilmente detectados en el perfil de niveles de gris de una haz que atraviesa la vía. Los resultados experimentales obtenidos por Reinhardt y colaboradores confirman el modelo de respuesta del escáner, así como la predicción de la respuesta del algoritmo *half-max*, en el que se señala que para vías aéreas con área transversal pequeña, el efecto del escáner ocasiona un sesgo en los resultados del algoritmo *half-max*, sin embargo para las vías aéreas de mayor diámetro ambos algoritmos son equivalentes.

Desafortunadamente el método descrito anteriormente, supone que el plano de las imágenes es perpendicular al eje central de la vía aérea, condición no siempre satisfecha, por otro lado los centroides de las vías aéreas en las diferentes imágenes fueron seleccionados manualmente. Estas últimas consideraciones alentaron un siguiente trabajo de Reinhardt y Hoffman [20] en el sentido de proponer un método automático para la segmentación de las vías aéreas, empleando una combinación de métodos previamente descritos; de esta manera propusieron para segmentar las vías aéreas mayores el algoritmo de crecimiento de regiones y para el árbol aéreo secundario propusieron un sistema basado en reglas para clasificar regiones de píxeles homogéneos. Esto es, se define un vector característico para cada píxel en donde se incluye información como su nivel de gris o brillo, una característica que refleje la cercanía de la pared de la vía; y una última característica de "adyacencia" que se relaciona con el nivel de gris de la región más brillante adyacente al píxel de interés. Es importante señalar que se presume que el aspecto de una imagen transversal de las vías aéreas es el de una región semicircular muy oscura (nivel de gris del aire contenido en la vía) rodeada por un anillo brillante que corresponde a la pared de la vía respiratoria y este se encuentra rodeado por un nivel de gris intermedio que corresponde al parénquima pulmonar. Después de generar los vectores característicos de los píxeles candidatos a formar parte de una vía aérea, el proceso de clasificación,

basado en lógica difusa, etiqueta cada región como “vía aérea” o “no vía aérea”, umbralizando los valores de confianza del etiquetado difuso. Finalmente el árbol tridimensional de las vías aéreas se construye al encontrar el conjunto de todas las regiones etiquetadas como “vía aérea” conectadas en una vecindad tridimensional N26 a los voxels del árbol primario. En la estimación de errores en el cálculo de radios internos en imágenes de fantasmas, el promedio de este nuevo método es mayor que el método semi-automático (método de modelación de respuesta del escáner y definición manual de centroides). Sin embargo la desviación estándar de dichos errores es considerablemente menor en el caso del método automático, por lo que los bordes detectados se muestran menos ruidosos. Es posible que en la búsqueda del mejor candidato a vía aérea se pierda resolución que repercute en la exactitud del borde estimado [20,21].

Con este enfoque sobre incorporar información regional o conocimiento a priori sobre las estructuras anatómicas que se desean segmentar, Brown y colaboradores [11] propusieron un método para segmentar imágenes tomográficas de tórax que se basa en la definición de un modelo anatómico determinado de tal forma que cuando se obtiene una región o segmento candidato a cierta clase es necesario buscar el mejor ajuste o empate al modelo. Los objetos son representados en términos de características como niveles de gris, volumen, forma y posición. Las rutinas de procesamiento de imágenes permiten obtener las primitivas necesarias para la descripción de los objetos y la “máquina de inferencia” compara dichas primitivas de la imagen con el modelo anatómico propuesto. Los datos del modelo anatómico se almacenan en una red semántica organizada en contextos o *frames* y cada uno de estos contextos encapsula conocimiento perteneciente a una estructura anatómica particular. Las propiedades espaciales de los órganos están descritas unas en referencia a otras estructuras. En cuanto a las rutinas de procesamiento de imágenes se emplean combinaciones de umbralización, crecimiento de regiones en 3D y operaciones morfológicas. Brown et al [11] muestran resultados preliminares, en donde dos expertos valoraron los resultados obtenidos; se segmentaron pulmones, árbol traqueobronquial central, pared torácica y mediastino. El modelo descrito depende fuertemente del proceso de adquisición de las imágenes y las técnicas de procesamiento de imágenes que se emplean son poco robustas y eso impacta en la eficiencia final del sistema [11].

El problema de segmentación automática de la tráquea en imágenes de TAC es susceptible de ser abordado como un problema de detección de bordes continuos, explotando el alto contraste o gradiente que existe entre el interior de la vía aérea y el tejido vecino. Swift et al [22] utilizan el método de los contorno activos para determinar el borde de la vía aérea y con ello poder estimar el eje central de la vía aérea, conocimiento indispensable para definir trayectorias de navegación en sistemas de endoscopia virtual, estos autores reportan resultados favorables de su metodología en estudios de tomografía de tórax y en casos de estenosis, resaltan la velocidad del algoritmo y contrastan con la eficiencia de otros métodos para determinar paredes internas y externas de las vías aéreas, tal como, el método *half-max*, mencionado anteriormente [22].

En resumen, se puede resaltar que en la segmentación de las vías aéreas en imágenes tomográficas se ha hecho un uso extensivo del algoritmo de crecimiento de regiones, se han introducido metodologías de clasificación de regiones basadas en el conocimiento anatómico a priori y que se ha adoptado al método *half-max* como una referencia en la estimación del borde de las vías aéreas. Sin embargo, es importante resaltar que en la mayoría de los trabajos revisados se discute sobre la segmentación de las vías aéreas bronquiales y pocas veces es mencionada la estructura traqueal. Por otro lado, diferentes autores coinciden en que en la segmentación de las vías aéreas es deseable aprovechar el gradiente de los niveles de gris que se observa entre el interior de la vía aérea y el tejido que la rodea, también es importante resaltar que las imágenes tomográficas empleadas resultan imágenes de alta calidad adquiridas con tomógrafos helicoidales o de alta resolución. Por lo anterior resulta interesante la posibilidad de estudiar un método alternativo de segmentación de vías aéreas en imágenes de tomografía axial computada convencional y que da oportunidad de plantear el objetivo de este trabajo de tesis.

## Objetivo

El objetivo general de este trabajo fue la reconstrucción tridimensional de imágenes de TAC de cuello y tórax para la caracterización de obstrucción traqueal, utilizando la técnica de segmentación por contornos activos basada en una interpolación con Splines Cúbicos Naturales.

Los objetivos específicos del proyecto fueron:

- 1) Definición de metodología para la digitalización de imágenes de TAC de cuello y tórax en casos de obstrucción traqueal.
- 2) Desarrollo e implantación de una formulación de segmentación por contornos activos utilizando interpolación con Splines Cúbicos Naturales y la definición de un proceso de inicialización semi-automática.
- 3) Implantación del algoritmo de reconstrucción y manipulación tridimensional de la tráquea.
- 4) Implantación de los algoritmos para la estimación de perfiles traqueales (área, perímetro y diámetro)
- 5) Evaluación del sistema de caracterización de obstrucción traqueal.

# Contornos Activos

## Modelo General

Un contorno activo o snake se define como una curva continua cerrada parametrizada, incluida en el dominio de la imagen y a la que puede asociársele un término de energía, descrito por la siguiente expresión:

$$E_{snake}(v) = \int_a^b (E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s))) ds \quad (e1)$$

donde:

$$\begin{aligned} E_{int}(v) &= \alpha(s) \|v'(s)\|^2 + \beta(s) \|v''(s)\|^2, & \text{es el término de energía interna del modelo} \\ E_{ext}(v) &= E_{imagen} + E_{restricción}, & \text{es el término de energía externa del modelo} \\ v(s) &= [x(s), y(s)]^T, & \text{es el vector de coordenadas que describen al contorno} \end{aligned}$$

El término de la energía interna está completamente determinado por el modelo definido para el contorno parametrizado  $(v(s))$ , con términos de suavidad  $(\alpha(s))$  y curvatura del borde  $(\beta(s))$ . En cambio, el término de la energía externa está determinado por la imagen y el contexto de la segmentación.

Kass, et al [14], propusieron como contorno óptimo aquel que logra minimizar el término de energía asociado:

$$v_{opt}(s) = \arg \min_{v(s)} (E(v))$$

Para aplicar este modelo de contorno activo a las imágenes digitales, los autores consideraron necesario hacer una aproximación numérica del planteamiento original y se resume a continuación:

$$\begin{aligned} E_{snake}(v) &= E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s)) \\ E_{int}(v) &= \sum_{i=1}^N \alpha_i(s) |v_i^{\dot{}}(s)|^2 + \sum_{i=1}^N \beta_i(s) |v_i^{\ddot{}}(s)|^2 \\ E_{ext}(v) &= E_{imagen} + E_{restricción} \end{aligned} \quad (e2)$$

donde:

- N** representa el número de puntos de control de la snake
- $v_i$  representa el segmento del contorno activo acotado por dos puntos de control consecutivos



La primera y segunda derivadas del contorno pueden aproximarse de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} v_i' &\approx \frac{V_i - V_{i-1}}{h} \\ v_i'' &\approx \frac{V_{i-1} - 2V_i + V_{i+1}}{h^2} \end{aligned} \quad (\text{e3})$$

donde:

$V_i$  representa el  $i$ -ésimo punto de control del contorno  
 $h$  es la distancia entre los puntos  $V_i$  y  $V_{i-1}$

Para minimizar el término de energía asociado a la snake, se deriva  $E_{snake}(v(s))$  respecto a los puntos de control de ésta:

$$\frac{\partial E(v)}{\partial V_k} = \frac{\partial \sum_{i=1}^N E_{int}(v) + E_{ext}(v)}{\partial V_k} = \sum_{i=1}^N \frac{\partial E_{int}(v)}{\partial V_k} + F(v) \quad (\text{e4})$$

La derivada de la energía interna, se obtiene aprovechando la aproximación (e3),

$$\frac{\partial E_{int}(v)}{\partial V_k} = \sum_{i=1}^N \frac{\alpha_i}{h^2} \frac{\partial |V_i - V_{i-1}|^2}{\partial V_k} + \frac{\beta_i}{h^4} \frac{\partial |V_{i-1} - 2V_i + V_{i+1}|^2}{\partial V_k} \quad (\text{e5})$$

y  $F(v)$  representa la derivada del término de energía externa.

Obteniendo explícitamente la derivada de la energía interna e igualando a cero se obtiene:

$$\frac{\alpha_i}{h_i^2} (V_i - V_{i-1}) - \frac{\alpha_{i+2}}{h_{i+1}^2} (V_{i+1} - V_i) + \frac{\beta_{i-1}}{h_{i-1}^4} (V_{i-2} - 2V_{i-1} + V_i) - \frac{2\beta_i}{h_i^4} (V_{i-1} - 2V_i + V_{i+1}) + \frac{\beta_{i+1}}{h_{i+1}^4} (V_i - 2V_{i+1} + V_{i+2}) + F(v) = 0 \quad (\text{e6})$$

Si se considera que los parámetros  $\alpha$  y  $\beta$  permanecen constantes para todo el contorno, así como la distancia entre puntos de control; este resultado coincide con la aproximación numérica del método de Euler-Lagrange para determinar el contorno óptimo. La expresión (e6) puede re-escribirse agrupando las expresiones para todos los puntos de control, de la siguiente forma:

$$\mathbf{A} \mathbf{v} + F(\mathbf{v}) = 0 \quad (\text{e7})$$

donde:

**A** es una matriz en banda que contiene los parámetros  $\alpha$  y  $\beta$  del modelo, y tiene la forma:

$$\begin{bmatrix} 2\alpha+6\beta & -\alpha-4\beta & \beta & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \beta & -\alpha-4\beta \\ -\alpha-4\beta & 2\alpha+6\beta & -\alpha-4\beta & -9\alpha+36\beta & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \beta \\ \vdots & & & & & & & & & \vdots \\ -\alpha-4\beta & \beta & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \beta & -\alpha-4\beta & 2\alpha+6\beta \end{bmatrix}$$

$\underline{v}$  representa el vector de todos los puntos de control del contorno

Sin embargo  $A$  es una matriz singular por lo que se requiere encontrar una ecuación evolutiva que aproxime al contorno óptimo; si se redefine al contorno  $v(s)$  en términos de la iteración  $t$ , es decir  $\underline{v}'(s)$  y se hace la descripción del sistema aplicando el método de Euler-Lagrange [23], se llega a la siguiente expresión:

$$\underline{v}'(s) = (\gamma \mathbf{I} + \mathbf{A})^{-1} (\gamma \underline{v}^{t-1}(s) - F(\underline{v}^{(t-1)}(s))) \quad (e8)$$

donde

**A** es una matriz cuadrada con cinco diagonales diferentes de cero, la dimensión de esta matriz está definida por el número de puntos de control del contorno.

**I** es la matriz identidad

$F(\underline{v}(s))$  representa el gradiente de la energía externa

$\gamma$  se relaciona con la resolución "temporal" del método iterativo.

De esta forma, se requiere proponer un contorno inicial para comenzar el proceso de optimización del contorno, así como la determinación de los parámetros  $\alpha, \beta$  y  $\gamma$ .

Cohen [24] propuso las siguientes modificaciones al modelo de Kass, et al [14]:

a) En la discretización "temporal", el paso  $\tau$  ( $1/\gamma$ ) debe ser pequeño, para evitar que en una iteración el contorno cambie abruptamente, y en el peor caso, la aproximación pierda al contorno óptimo.

b) El término asociado a la energía externa, particularmente al definido por la imagen, debe normalizarse a fin de contrarrestar la diferencia entre los valores del gradiente de la imagen en diferentes zonas.

c) Resolver el inconveniente de la discretización espacial (definido por la resolución de la imagen), realizando una interpolación del término correspondiente a la energía externa.

d) Agregar al término de la energía de la imagen un segundo componente, obtenido de aplicar a la misma el operador de Canny [12], con el fin de mejorar la detección del borde.

e) Incluir una fuerza de inflado (modelo de *balloon*), como un término más de la energía externa, conservando el orden de magnitud definido por el gradiente de la imagen (inciso b), este comportamiento de globo permite compensar un contorno inicial interior al borde en la imagen, además permite reducir la sensibilidad del contorno activo al ruido. Esta fuerza de inflado se representa como un escalamiento de un vector unitario normal al contorno ( $n(v)$ ), dirigido hacia afuera.

f) Definir los parámetros  $\alpha$  y  $\beta$  del orden de  $h^2$  y  $h^4$  respectivamente, donde  $h$  es la distancia de separación entre puntos.

En resumen, la expresión final del modelo de Cohen es:

$$\underline{v}'(s) = (\mathbf{I} + \tau \mathbf{A})^{-1} \left( \underline{v}^{t-1}(s) - \tau (k_1 n(\underline{v}^{t-1}(s)) - k \frac{F(\underline{v}^{t-1}(s))}{\|F(\underline{v}^{t-1}(s))\|}) \right) \quad (e9)$$

En aplicaciones de los contornos activos, un punto a resolver inicialmente es definir los parámetros  $\alpha, \beta, \gamma$  ó  $\tau$  que permitan lograr una evolución adecuada del contorno activo; otro aspecto importante de este modelo es su dependencia del usuario para definir el contorno inicial. En este trabajo se propone una modificación al modelo original de las snakes para mejorar el control sobre la evolución del contorno activo, así como, una inicialización para el proceso en sí.

## **Contornos Activos en 2D basados en Splines Cúbicos Naturales**

En los trabajos originales sobre contornos activos, se señala que la formulación de la energía interna, permite explicar el comportamiento dinámico del contorno como si se tratara de una interpolación con splines, garantizando continuidad en el contorno así como en su primera derivada [14,23,24]. La solución que se obtiene resolviendo las ecuaciones de Euler-Lagrange se ajusta también a esta noción; sin embargo, es posible plantear desde la formulación del modelo, el comportamiento explícito del contorno basado en splines. Klein y Amini [25] trabajaron sobre una aplicación de los contornos activos para realizar angiografía coronaria cuantitativa, particularmente para calificar estenosis vascular. En su modelo de contornos activos emplearon la representación explícita de los B-splines para minimizar la energía interna de la snake. Los autores señalan que la forma del borde buscado (borde de vena) en el tipo de imagen que se estudia es susceptible de representarse por splines de segundo o tercer orden. Para esta aplicación no se requieren bordes necesariamente cerrados. Para el componente de energía externa se emplea la convolución de la imagen original con filtros de Gabor de diferente orientación para resaltar los bordes; la morfología del kernel de convolución de estos filtros corresponde con un derivador. Wang et al [26] también utilizaron la representación explícita de los B-splines para obtener un mejor control en la evolución del contorno y optimizar su proceso de convergencia. La

optimización se propone por etapas donde se hace desde un ajuste grueso del conjunto de puntos de control, hacia una etapa de ajuste más fino. En estas diferentes etapas se aprovecha el alcance local que tiene una modificación de un punto de control sobre sus segmentos adyacentes en una aproximación con B-splines.

En los contornos activos, la aplicación de la aproximación con B-splines o la interpolación con splines en la mayoría de los casos, puede ser equivalente respecto al efecto sobre la convergencia de la snake puesto que, dados ciertos puntos de control, en ambos casos, se encuentra la curva que minimice la energía asociada a la snake. La diferencia reside entonces, en el método para definir dichos puntos de control, esto es, si se desea o no que los puntos de control formen parte de la curva calculada. Los B-splines cúbicos ofrecen la ventaja de aproximar con un segmento lineal, si se cuenta con puntos de control consecutivos alineados [27]. Esta propiedad resulta útil cuando la estructura que se desea segmentar presenta secciones considerables con esta geometría; tal es el caso de una sección longitudinal de una vena o el fuselaje de un avión descritos por Klein y Amini [25], y Wang et al [26] respectivamente. En el caso de la segmentación de la tráquea en imágenes de TAC, la estructura objetivo presenta un borde de curvatura mayor, como la mayoría de las estructuras anatómicas; además, si el término de la energía externa de la snake es calculado con un detector de bordes aplicado sobre la imagen, es conveniente emplear el mismo conjunto de puntos de control para evaluarlo y para ajustar la curva en la siguiente iteración.

En este trabajo se plantea que, considerando que desde el inicio, sólo se cuenta con un conjunto finito (N) de puntos de control, es posible escribir una formulación analítica de una interpolación con splines cúbicos naturales para el contorno y de esta manera se puede reescribir la suma de derivadas del contorno (energía interna) de una manera cerrada. La formulación general de la Energía de la snake se ve de la siguiente forma:

$$\begin{aligned}
 E_{snake}(v) &= E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s)) \\
 E_{int}(v) &= \sum_{i=1}^N \alpha_i(s) |v'_{Si}(s)|^2 + \sum_{i=1}^N \beta_i(s) |v''_{Si}(s)|^2 \\
 E_{ext}(v) &= -\gamma(s) \|G * I(v(s))\|
 \end{aligned} \tag{e10}$$

donde:

- N** es el número de puntos de control del contorno
- $v_{Si}(s)$  denota el segmento entre los puntos de control  $i$  e  $i+1$
- $G$  denota un kernel gaussiano bidimensional con parámetros  $\mu$  y  $\Sigma$  fijos
- $I(v(s))$  denota los valores de intensidad de la imagen en el contorno
- $\gamma(s)$  denota el peso del componente de energía externa en la formulación general de la snake

\*\* denota la operación de convolución bidimensional

Cualquier segmento  $v_{Si}(s)$  puede ser interpolado con splines cúbicos naturales de la siguiente forma [28,27]:

$$v_{Sm}(s) = \frac{1}{6} \begin{bmatrix} s^3 & s^2 & s & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} -1 & 3 & -3 & 1 \\ 3 & -6 & 3 & 0 \\ -2 & -3 & 6 & -1 \\ 0 & 6 & 0 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} V_{m-1} \\ V_m \\ V_{m+1} \\ V_{m+2} \end{bmatrix} \quad (e11)$$

o bien:

$$v_{Sm}(s) = \frac{1}{6} \mathbf{s} \times \mathbf{M} \times \mathbf{v}_m \quad (e12)$$

puede calcularse la primera y segunda derivadas del contorno, respecto al parámetro  $s$ , de la siguiente forma:

$$v'_{Sm}(s) = \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 3s^2 & 2s & 1 & 0 \end{bmatrix} \times \mathbf{M} \times \mathbf{v}_m$$

$$v''_{Sm}(s) = \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 6s & 2 & 0 & 0 \end{bmatrix} \times \mathbf{M} \times \mathbf{v}_m$$

Sustituyendo estas expresiones en la ecuación de la  $E_{snake}(v)$  (e11), se tiene lo siguiente:

$$E_{snake}(v) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(s) \left| \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 3s^2 & 2s & 1 & 0 \end{bmatrix} \times \mathbf{M} \times \mathbf{v}_i \right|^2 + \beta_i(s) \left| \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 6s & 2 & 0 & 0 \end{bmatrix} \times \mathbf{M} \times \mathbf{v}_i \right|^2 - \|G^{**}I\| \quad (e13)$$

evaluando la derivada de  $E_{snake}$  respecto a un punto  $V_k$  del contorno y evaluando  $s=0$  (inicio de cada segmento), se obtiene:

$$\frac{\partial E_{snake}(v)}{\partial V_k} = \frac{\partial E_{int}(v)}{\partial V_k} + \frac{\partial E_{ext}(v)}{\partial V_k} = \frac{\partial E_{int}(v)}{\partial V_k} - \gamma F(v)$$

donde :

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_{\text{int}}(v)}{\partial V_k} = & \frac{1}{3}V_{k-3}(2\alpha) + \frac{1}{3}V_{k-2}(-9\alpha + 36\beta) + \frac{1}{3}V_{k-1}(-18\alpha - 144\beta) + \\ & + \frac{1}{3}V_k(50\alpha + 216\beta) + \frac{1}{3}V_{k+1}(-18\alpha - 144\beta) + \frac{1}{3}V_{k+2}(-9\alpha + 36\beta) + \frac{1}{3}V_{k+3}(2\alpha) \end{aligned} \quad (\text{e14})$$

y,

$F(v)$  representa la derivada del término de energía externa ( $-\|G ** I(v)\|$ ), y es: la derivada de la magnitud del gradiente de la imagen, calculado con el filtro de Canny o de la derivada de una gaussiana con parámetros fijos  $\mu$  y  $\Sigma$  [12].

Se ha considerado, tal como en los modelos de Kass, et al [14] y Cohen [24], que los parámetros  $\alpha$  y  $\beta$  permanecen constantes. A partir de la expresión (e14) es posible generar una matriz  $\mathbf{A}$  que pueda incluir el ajuste simultáneo de todos los puntos de control del contorno. La forma de la matriz es la siguiente

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 50\alpha + 216\beta & -18\alpha - 144\beta & -9\alpha + 36\beta & 2\alpha & 0 & \dots & 0 & 2\alpha & -9\alpha + 36\beta & -18\alpha - 144\beta \\ -18\alpha - 144\beta & 50\alpha + 216\beta & -18\alpha - 144\beta & -9\alpha + 36\beta & 2\alpha & 0 & \dots & 0 & 2\alpha & -9\alpha + 36\beta \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -18\alpha - 144\beta & -9\alpha + 36\beta & 2\alpha & 0 & \dots & 0 & 2\alpha & -9\alpha + 36\beta & -18\alpha - 144\beta & 50\alpha + 216\beta \end{bmatrix} \quad (\text{e15})$$

Esta matriz es singular, por lo que el proceso de optimización del contorno se propone resolverlo aplicando el método de optimización de descenso por gradiente normalizado:

$$\nabla E_{\text{snake}} = \mathbf{A}\underline{v} - \gamma F \quad (\text{e16})$$

$$\underline{v}^{(t+1)} = \underline{v}^{(t)} + \mu \frac{(-\nabla E_{\text{snake}})}{\|\nabla E_{\text{snake}}\|}$$

$$\underline{v}^{(t+1)} = \underline{v}^{(t)} - \mu \frac{\mathbf{A}\underline{v}^{(t)} - \gamma F(\underline{v}^{(t)})}{\|\mathbf{A}\underline{v}^{(t)} - \gamma F(\underline{v}^{(t)})\|} \quad (\text{e17})$$

## Algoritmo para Inicializar el Contorno Activo

El método de optimización propuesto es sensible a la inicialización del contorno, por lo que la definición del conjunto inicial de puntos de control se resuelve utilizando una técnica de detección de bordes aplicada sobre la imagen original. Se utiliza el operador de Canny [12] con un kernel de 3x3 píxeles y parámetros de la gaussiana fijos ( $\mu=0$  y  $\sigma^2=1$ ), esta técnica permite obtener una muestra de puntos que se localizan en los bordes de la imagen, dado que es este mismo

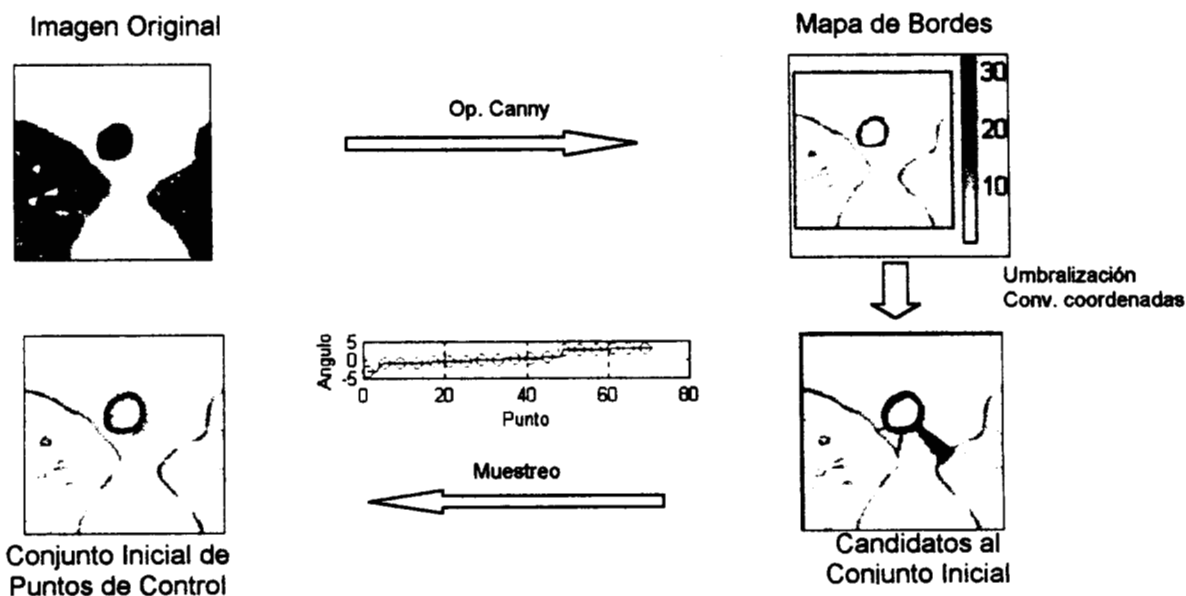
recurso (derivada de la gaussiana) el empleado para valorar el término de energía externa de la snake, suponemos que la energía del contorno inicial se encuentra próxima al mínimo general deseado.

Del mapa de bordes obtenido al aplicar el operador de Canny a una región, previamente definida y que incluye a la tráquea de la imagen original; se obtiene una muestra de puntos candidatos para el contorno activo, la selección se hace a partir de un umbral fijo relativo al máximo valor obtenido en el mismo mapa, esto es, cualquier punto que pertenece al mapa de bordes que alcance un valor hasta del 80% del valor máximo es considerado como candidato. Posteriormente todos los candidatos se someten a una prueba de distribución espacial específica para formar finalmente el conjunto inicial de puntos de control del contorno. En esta aplicación de segmentación de la tráquea en imágenes de TAC, debido a la forma casi circular del borde buscado, la prueba de distribución espacial específica aplicada a los puntos candidatos fue, hacer un cambio de coordenadas rectangulares a coordenadas polares y ordenar angularmente los candidatos, después fueron submuestreados de tal forma que se recorrieran los 360° regularmente completando los N puntos deseados. En la figura 2 se muestra un esquema de este procedimiento.

La formulación general presentada se basa en las siguientes suposiciones:

- a) Los parámetros  $\alpha, \beta$  y  $\gamma$  permanecen constantes; y
- b) Los puntos de control están igualmente espaciados

Para asegurar que después de cada iteración la segunda condición sea válida, es necesario realizar una interpolación al contorno completo con M puntos ( $M \gg N$ ) y remuestrear a espacios regulares el borde interpolado, para recuperar nuevamente sólo N puntos de control uniformemente distribuidos.



**Figura 2. Definición del conjunto inicial de puntos de control del contorno activo**

En resumen, la segmentación del borde de la tráquea en imágenes de TAC obedece al siguiente algoritmo:

- 1) Inicializar el contorno
- 2) Mientras el contorno se desplace por arriba de un nivel de tolerancia
  - 2.1 Hacer una interpolación del conjunto de puntos de control y remuestrear los N puntos de control
  - 2.2 Evaluar la expresión (e17) para el nuevo conjunto de puntos de control
  - 2.3 Evaluar la expresión (e18) para determinar el siguiente contorno
  - 2.4 Determinar el desplazamiento entre el contorno inicial y el de la iteración anterior
- 3) Interpolación del contorno final

### **Extensión a Contornos Activos en 3D basados en Splines Cúbicos Naturales**

La construcción de superficies tridimensionales a partir de un conjunto de contornos obtenidos en imágenes bidimensionales, la propuso inicialmente Cohen en 1991 [24], definiendo un modelo de malla para la pila de contornos obtenidos, sin embargo en un trabajo posterior presenta una formulación general de los contornos activos o balones hacia superficies activas [29] y que se resume a continuación:

$$\begin{aligned}
 v: [a, b] \times [a, b] &\mapsto \mathbb{R}^3 \\
 (s, r) &\mapsto v(s, r) = \{x(s, r), y(s, r), z(s, r)\} \\
 v &\mapsto E(v) \\
 E(v) &= E_{int}(v) + E_{ext}(v) \tag{e18} \\
 E_{int}(v) &= \sum_{i=1}^N w_{i,10}(s, r) \left\| \frac{\partial v_i}{\partial s} \right\|^2 + w_{i,01}(s, r) \left\| \frac{\partial v_i}{\partial r} \right\|^2 + w_{i,11}(s, r) \left\| \frac{\partial v_i}{\partial s \partial r} \right\|^2 + w_{i,20}(s, r) \left\| \frac{\partial v_i}{\partial s^2} \right\|^2 + w_{i,02}(s, r) \left\| \frac{\partial v_i}{\partial r^2} \right\|^2 \\
 E_{ext}(v) &= -\|I(v)\|
 \end{aligned}$$

La superficie  $v$  buscada es aquella que minimice la energía descrita anteriormente.

Las fuerzas internas actúan sobre la forma de la superficie en función de los coeficientes  $w_{ij}$ , por ejemplo, la elasticidad está determinada por  $(w_{01}, w_{10})$ , la rigidez por  $(w_{02}, w_{20})$  y la resistencia a la torsión por  $(w_{11})$



Al derivar el término de la energía respecto a un vértice cualquiera  $v_k$  y suponiendo que los parámetros  $w_{ij}$  permanecen constantes, se obtiene la siguiente expresión:

$$\frac{\partial \mathcal{E}}{\partial v_k} = \mathbf{A}v - F(v)$$

resolviendo las ecuaciones de Euler-Lagrange para la minimización de la energía, resulta la siguiente ecuación evolutiva:

$$v^{t+1} = (\mathbf{I} + \tau \mathbf{A})^{-1} (v^t + \tau F(v^t))$$

donde:

- A** es una matriz simétrica pentadiagonal, que contiene los parámetros de la energía interna de la superficie.
- I** es la matriz identidad
- $\tau$  es el paso temporal en el método
- $v^t$  es el conjunto de puntos de control en la iteración  $t$
- $F(v)$  es la fuerza externa evaluada en el conjunto de puntos de control.

Entre las aplicaciones del modelo de superficies activas se encuentra la propuesta por Chalana et al [30] en donde propusieron un modelo para detectar bordes cardiacos en secuencias ecocardiográficas empleando la tercera dimensión de la formulación general propuesta por Cohen y Cohen [29], como sólo dependiente del segundo parámetro ( $r$ ), es decir el índice de la imagen dentro de la secuencia. Esto significa que la tercera dimensión del modelo no tiene una referencia espacial sino temporal. Estos autores emplearon como término de la Energía externa ( $E_{ext}$ ) el mapa de bordes obtenido de aplicar el operador de Canny a las imágenes ecocardiográficas. En el proceso de optimización, progresivamente disminuyen el valor de la varianza del kernel gaussiano, generando un efecto de "escalamiento espacial" que favorece la convergencia del proceso; sin embargo, esto implica que a cada iteración es necesario recalculer el mapa de bordes con los nuevos parámetros, aumentando el costo computacional del proceso de segmentación.

### a) Interpolación de una superficie con Splines Cúbicos Naturales

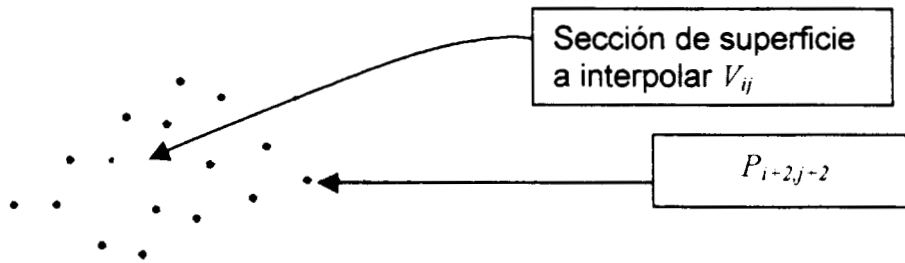
La formulación general para la interpolación de una superficie empleando como funciones base splines cúbicos naturales se describe a continuación:

$$V_{ij}(s, r) = \sum_{m=-1}^2 \sum_{l=-1}^2 P_{i+m, j+l} B_{ml}(s, r) \quad (e19)$$

donde:

$P_{i+m, j+l}$  Punto de control

$B_{mi}(s,r)$  Función Spline base bidimensional



**Figura 3. Interpolación con Splines Cúbicos Naturales**

Las funciones base bidimensionales se construyen a partir del producto tensorial de las funciones base unidimensionales correspondientes, esto es:

$$B_{mi}(s,r) = b_m(s)b_i(r), \quad \text{por ejemplo,}$$

$$B_{00}(s,r) = b_0(s)b_0(r) \quad B_{-10}(s,r) = b_{-1}(s)b_0(r) \quad B_{12}(s,r) = b_1(s)b_2(r)$$

el proceso de interpolación unidimensional se describió como una operación matricial entre el vector paramétrico ( $s$ ), la matriz de coeficientes ( $\mathbf{M}$ ) y un arreglo de los cuatro puntos vecinos ( $\mathbf{v}_m$ ), como se muestra en la expresión (e12).

Considerando la definición de las funciones  $B_{mi}(s,r)$ , es posible plantear el proceso de interpolación de superficies como un arreglo del producto Kronecker entre los vectores descritos en (e12) para cada una de las dimensiones del dominio de la interpolación. Sean  $v_i(s)$  y  $v_j(r)$  las representaciones analíticas de la interpolación de los segmentos  $i,j$ -ésimos de un contorno unidimensional, esto es:

$$v_i(s) = \begin{bmatrix} s^3 & s^2 & s & 1 \end{bmatrix} \times \mathbf{M} \times \begin{bmatrix} P_{i-1} \\ P_i \\ P_{i+1} \\ P_{i+2} \end{bmatrix} \quad \text{y} \quad v_j(r) = \begin{bmatrix} r^3 & r^2 & r & 1 \end{bmatrix} \times \mathbf{M} \times \begin{bmatrix} P_{j-1} \\ P_j \\ P_{j+1} \\ P_{j+2} \end{bmatrix} \quad (\text{e20})$$

o bien, sintéticamente:

$$v_i(s) = \mathbf{s} \times \mathbf{M} \times \mathbf{P}_i \quad \text{y} \quad v_j(r) = \mathbf{r} \times \mathbf{M} \times \mathbf{P}_j \quad (\text{e21})$$

al calcular el siguiente ajuste del producto Kronecker entre  $v_i(s)$  y  $v_j(r)$ , se tiene:

$$\begin{aligned} v_i(s)^T \otimes v_j(r) &= [\mathbf{s} \times \mathbf{M} \times \mathbf{P}_i]^T \otimes [\mathbf{r} \times \mathbf{M} \times \mathbf{P}_j] = [\mathbf{P}_i^T \times (\mathbf{s} \times \mathbf{M})^T] \otimes [\mathbf{r} \times \mathbf{M} \times \mathbf{P}_j] = \\ &= [\mathbf{P}_i^T \times \mathbf{M}^T \times \mathbf{s}^T] \otimes [\mathbf{r} \times \mathbf{M} \times \mathbf{P}_j] \end{aligned} \quad (\text{e22})$$

la expresión final para la interpolación de superficie queda:

$$V_{ij}(s,r) = \sum_{m=-U}^2 \sum_{l=-V}^2 P_{i+m,j+l} B_{ml}(s,r) = [\mathbf{M}^T \times [\mathbf{s}^T \otimes \mathbf{r}] \times \mathbf{M}]_{\text{ renglón}} \times [\mathbf{P}_{ij}]_{\text{ columna}} \quad (\text{e23})$$

o bien:

$$V_{ij}(s,r) = [\mathbf{M}^T \mathbf{S}_R \mathbf{M}]_{\text{ renglón}} \times [\mathbf{P}_{ij}]_{\text{ columna}} \quad (\text{e24})$$

donde:

- $V_{ij}(s,r)$  es la sección de superficie a interpolar  
 $\mathbf{M}$  es la matriz de coeficientes de interpolación  
 $\mathbf{S}_R$  es la matriz paramétrica (s,r)  
 $\mathbf{P}_{ij}$  es la matriz de puntos adyacentes a  $V_{ij}(s,r)$ , esto es:

$$V_{ij}(s,r) = \frac{1}{6} \begin{bmatrix} -1 & 3 & -2 & 0 \\ 3 & -6 & -3 & 6 \\ -3 & 3 & 6 & 0 \\ 1 & 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} s^3 r^3 & s^3 r^2 & s^3 r & s^3 \\ s^2 r^3 & s^2 r^2 & s^2 r & s^2 \\ sr^3 & sr^2 & sr & s \\ r^3 & r^2 & r & 1 \end{bmatrix} \times \frac{1}{6} \begin{bmatrix} -1 & 3 & -3 & 1 \\ 3 & -6 & 3 & 0 \\ -2 & -3 & 6 & -1 \\ 0 & 0 & 6 & 0 \end{bmatrix}_{\text{ renglón}} \times \begin{bmatrix} P_{i-1,j-1} & P_{i-1,j} & P_{i-1,j+1} & P_{i-1,j+2} \\ P_{i,j-1} & P_{i,j} & P_{i,j+1} & P_{i,j+2} \\ P_{i+1,j-1} & P_{i+1,j} & P_{i+1,j+1} & P_{i+1,j+2} \\ P_{i+2,j-1} & P_{i+2,j} & P_{i+2,j+1} & P_{i+2,j+2} \end{bmatrix}_{\text{ columna}}$$

## b) Modelo de Contornos Activos en 3D basados en Splines Cúbicos Naturales

Retomando la expresión (e19), cada segmento de superficie activa puede ser sustituido por la expresión analítica de la interpolación señalada en (e25).

La matriz  $\mathbf{S}_R$  puede ser derivada respecto a  $s$  y  $r$ , obteniéndose las siguientes matrices:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{S}_R}{\partial s} &= \begin{bmatrix} 3s^2 r^3 & 3s^2 r^2 & 3s^2 r & 3s^2 \\ 2sr^3 & 2sr^2 & 2sr & 2s \\ r^3 & r^2 & r & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & \frac{\partial \mathbf{S}_R}{\partial r} &= \begin{bmatrix} 3s^3 r^2 & 2s^3 r & s^3 & 0 \\ 3s^2 r^2 & 2s^2 r & s^2 & 0 \\ 3sr^2 & 2sr & s & 0 \\ 3r^2 & 2r & 1 & 0 \end{bmatrix} \\ \frac{\partial^2 \mathbf{S}_R}{\partial s^2} &= \begin{bmatrix} 6sr^3 & 6sr^2 & 6sr & 6s \\ 2r^3 & 2r^2 & 2r & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & \frac{\partial^2 \mathbf{S}_R}{\partial r^2} &= \begin{bmatrix} 6s^3 r & 2s^3 & 0 & 0 \\ 6s^2 r & 2s^2 & 0 & 0 \\ 6sr & 2s & 0 & 0 \\ 6r & 2 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$\frac{\partial^2 \mathbf{S}_R}{\partial s \partial r} = \begin{bmatrix} 9s^2 r^2 & 6s^2 r & 3s^2 & 0 \\ 6sr^2 & 4sr & 2s & 0 \\ 3r^2 & 2r & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{e25})$$

Planteando la ecuación general de la energía de las superficies activas:

$$E(v) = E_{int}(v) + E_{ext}(v)$$

$$E_{int}(v) = \sum_{i,j} w_{y,10}(s,r) \left\| \frac{\partial V_{ij}}{\partial s} \right\|^2 + w_{y,01}(s,r) \left\| \frac{\partial V_{ij}}{\partial r} \right\|^2 + w_{y,11}(s,r) \left\| \frac{\partial V_{ij}}{\partial r \partial s} \right\|^2 + w_{y,20}(s,r) \left\| \frac{\partial V_{ij}}{\partial s^2} \right\|^2 + w_{y,02}(s,r) \left\| \frac{\partial V_{ij}}{\partial r^2} \right\|^2$$

$$E_{ext}(v) = -\gamma \|G^{***} I(v)\|$$

donde:

**G** representa a un kernel tridimensional gaussiano con parámetros fijos  $\mu$  y  $\Sigma$  (operador derivada de una gaussiana), y

**\*\*\*** denota convolución en el espacio tridimensional

Cada una de las superficies  $V_{ij}(s,r)$  puede ser representada analíticamente por la expresión (e25) y sus derivadas pueden determinarse sustituyendo las correspondientes derivadas de la matriz paramétrica (e26).

$$\begin{aligned} \left\| \frac{\partial V_{ij}}{\partial s} \right\|^2 &= \left\| \left[ \mathbf{M}^T \frac{\partial \mathbf{S}_R}{\partial s} \mathbf{M} \right]_{\text{ renglón}} \times \left[ \mathbf{P}_{ij} \right]_{\text{ columna}} \right\|^2 & \left\| \frac{\partial V_{ij}}{\partial r} \right\|^2 &= \left\| \left[ \mathbf{M}^T \frac{\partial \mathbf{S}_R}{\partial r} \mathbf{M} \right]_{\text{ renglón}} \times \left[ \mathbf{P}_{ij} \right]_{\text{ columna}} \right\|^2 \\ \left\| \frac{\partial^2 V_{ij}}{\partial s^2} \right\|^2 &= \left\| \left[ \mathbf{M}^T \frac{\partial^2 \mathbf{S}_R}{\partial s^2} \mathbf{M} \right]_{\text{ renglón}} \times \left[ \mathbf{P}_{ij} \right]_{\text{ columna}} \right\|^2 & \left\| \frac{\partial^2 V_{ij}}{\partial r^2} \right\|^2 &= \left\| \left[ \mathbf{M}^T \frac{\partial^2 \mathbf{S}_R}{\partial r^2} \mathbf{M} \right]_{\text{ renglón}} \times \left[ \mathbf{P}_{ij} \right]_{\text{ columna}} \right\|^2 \\ \left\| \frac{\partial^2 V_{ij}}{\partial r \partial s} \right\|^2 &= \left\| \left[ \mathbf{M}^T \frac{\partial^2 \mathbf{S}_R}{\partial r \partial s} \mathbf{M} \right]_{\text{ renglón}} \times \left[ \mathbf{P}_{ij} \right]_{\text{ columna}} \right\|^2 & & \end{aligned} \quad (\text{e26})$$

Para minimizar la energía de la superficie activa ( $E(v)$ ), es necesario encontrar la superficie  $V$  que anule la primera derivada de  $E(v)$  respecto a los puntos de control; de esta manera se llega a la siguiente expresión:

$$\nabla E(P_{ij}) = \mathbf{A}_{\text{ renglón}} \mathbf{P}_{ij}^a - \gamma F(\mathbf{P}_{ij}^a) \quad (\text{e27})$$

donde:

$\mathbf{P}_{ij}^a$  es la matriz aumentada de puntos de control, y se muestra a continuación:

$$\mathbf{P}_{ij}^a = \begin{bmatrix} P_{i-2,j-2} & P_{i-2,j-1} & P_{i-2,j} & P_{i-2,j+1} & P_{i-2,j+2} & P_{i-2,j+3} & P_{i-2,j+4} \\ P_{i-1,j-2} & P_{i-1,j-1} & P_{i-1,j} & P_{i-1,j+1} & P_{i-1,j+2} & P_{i-1,j+3} & P_{i-1,j+4} \\ P_{i,j-2} & P_{i,j-1} & P_{i,j} & P_{i,j+1} & P_{i,j+2} & P_{i,j+3} & P_{i,j+4} \\ P_{i+1,j-2} & P_{i+1,j-1} & P_{i+1,j} & P_{i+1,j+1} & P_{i+1,j+2} & P_{i+1,j+3} & P_{i+1,j+4} \\ P_{i+2,j-2} & P_{i+2,j-1} & P_{i+2,j} & P_{i+2,j+1} & P_{i+2,j+2} & P_{i+2,j+3} & P_{i+2,j+4} \\ P_{i+3,j-2} & P_{i+3,j-1} & P_{i+3,j} & P_{i+3,j+1} & P_{i+3,j+2} & P_{i+3,j+3} & P_{i+3,j+4} \\ P_{i+4,j-2} & P_{i+4,j-1} & P_{i+4,j} & P_{i+4,j+1} & P_{i+4,j+2} & P_{i+4,j+3} & P_{i+4,j+4} \end{bmatrix}$$

**A** es la matriz que contiene a los parámetros  $w_{ij}$  de la energía interna del modelo, y es de la forma que se muestra en la figura 4.

$F(\mathbf{P}_{ij}^a)$  es la evaluación de la derivada de la energía externa en la matriz de puntos de control  $\mathbf{P}_{ij}^a$

Para encontrar la superficie activa óptima, se empleó el método de descenso por gradiente normalizado con momentum. La ecuación evolutiva se muestra a continuación:

$$\underline{v}^{(t+1)} = \underline{v}^{(t)} + \mu \frac{(-\nabla E_{snake})}{\|\nabla E_{snake}\|} + \eta \Delta \underline{v}^{(t)}$$

$$\underline{v}^{(t+1)} = \underline{v}^{(t)} - \mu \frac{\mathbf{A}_{\text{renglón}} \mathbf{P}_{ij}^a \text{columna} - \gamma F(\mathbf{P}_{ij}^a)}{\|\mathbf{A}_{\text{renglón}} \mathbf{P}_{ij}^a \text{columna} - \gamma F(\mathbf{P}_{ij}^a)\|} + \eta \Delta \underline{v}^{(t)} \quad (e28)$$

donde:

$\Delta \underline{v}^{(t)}$  representa la diferencia entre las superficies calculadas en las iteraciones t-1 y t, conocida también como el término de momentum o inercia del descenso por gradiente.

$\eta$  representa el factor de peso para el término de momentum.

$0.012w_{11}$	$0.037w_{11}$	$0.111w_{10}-0.046w_{11}+w_{20}$	$-0.098w_{11}$	$0.129w_{11}$	$-0.037w_{11}$	$0.003w_{11}$
$0.037w_{11}$	$0.111w_{11}$	$-0.333w_{10}-0.138w_{11}-4w_{20}$	$-0.296w_{11}$	$0.388w_{11}$	$-0.111w_{11}$	$0.004w_{11}$
$-0.111w_{01}-0.009w_{11}+w_{02}$	$-0.333w_{01}-0.138w_{11}-2w_{02}$	$0.416w_{01}-0.416w_{10}+5w_{02}+6w_{20}$	$-0.888w_{01}+0.370w_{11}-4w_{02}$	$1.666w_{01}-1.006w_{11}+w_{02}$	$-0.333w_{01}+0.138w_{11}$	$0.027w_{01}-0.011w_{11}$
$-0.098w_{11}$	$-0.296w_{11}$	$-0.888w_{10}+0.245w_{11}-4w_{20}$	$0.790w_{11}$	$-1.037w_{11}$	$0.296w_{11}$	$-0.094w_{11}$
$0.129w_{11}$	$0.388w_{11}$	$1.333w_{10}-0.486w_{11}+w_{20}$	$-1.037w_{11}$	$1.361w_{11}$	$-0.388w_{11}$	$0.030w_{11}$
$-0.037w_{11}$	$-0.111w_{11}$	$-0.333w_{10}+0.138w_{11}$	$0.435w_{11}$	$-0.388w_{11}$	$0.111w_{11}$	$-0.009w_{11}$
$0.003w_{11}$	$0.009w_{11}$	$0.027w_{10}-0.011w_{11}$	$-0.024w_{11}$	$0.032w_{11}$	$-0.092w_{11}$	$0.001w_{11}$

**Figura 4. Matriz A de coeficientes del modelo de las superficies activas basado en splines cúbicos naturales**

## Algoritmo para Inicializar la Superficie Activa

El método de optimización empleado, como ya se mencionó en el caso de 2D, es altamente sensible a la inicialización, por lo que es necesario buscar un conjunto de puntos de control que definan una superficie adecuada. Para obtener este conjunto inicial se aplicó una convolución en 3D del operador de Canny con el volumen de TAC original.

El volumen original se forma a partir de la pila de imágenes del estudio de TAC, las características del kernel de convolución son  $\mu=0$  y  $\Sigma = \sigma^2 \mathbf{I} = 3 \mathbf{I}$  como parámetros de la gaussiana multivariada, y tamaño  $[5 \ 5 \ 3]^T$ . La diferencia en la simetría del tamaño del kernel de convolución se explica considerando que en las dos primeras dimensiones (x,y) la resolución de las imágenes es mayor que para la tercera dimensión (z) que está definida por el número de imágenes en el estudio.

Después de obtener el mapa tridimensional de bordes como producto de la convolución, imagen por imagen se repite el proceso de umbralización, cambio a coordenadas polares, ordenación y submuestreo aplicado en el caso 2D.

Es importante subrayar que en el proceso de segmentación de tráquea por superficies activas, se han tomado en cuenta dos suposiciones:

- a) Los parámetros del modelo para el término de la energía interna  $w_{10}, w_{01}, w_{11}, w_{20}$  y  $w_{02}$  permanecen constantes.
- b) Los puntos de control están distribuidos uniformemente en el espacio.

Para cumplir con la segunda suposición, después de cada iteración en el ajuste de la superficie, es necesario hacer una interpolación fina de toda la superficie y se toma una nueva muestra para el conjunto de puntos de control. En resumen, el algoritmo de segmentación de tráquea en volúmenes de TAC es:

- 1) Inicializar la superficie
- 2) Mientras la superficie se desplace por arriba de un nivel de tolerancia
  - 2.1 Hacer una interpolación fina de la superficie y remuestrear los M puntos de control por cada imagen del estudio de TAC
  - 2.2 Evaluar la expresión (e28) para el nuevo conjunto de puntos de control
  - 2.3 Calcular el nuevo conjunto de puntos de control evaluando la expresión (e29)
  - 2.4 Determinar el desplazamiento entre el contorno inicial y el de la iteración anterior
- 3) Interpolación del contorno final

## **Sistema de Caracterización de Obstrucción Traqueal**

En la valoración clínica de la estenosis traqueal, resulta de particular interés determinar la localización precisa de la estenosis, así como el grado de obstrucción medido como el nivel de disminución de la luz del conducto traqueal. Cuando se cuenta con un estudio tomográfico, el especialista evalúa, por inspección de toda la serie de imágenes transversales, el inicio y fin de la estenosis y valora, imagen por imagen el grado y forma de la misma. En este trabajo se propuso implantar un sistema semiautomatizado que apoye al especialista en la caracterización de la obstrucción traqueal.

El Sistema de Caracterización de Obstrucción Traqueal (SCOT) se compone de tres módulos:

- a) Módulo de visualización y cuantificación de imágenes bidimensionales
- b) Módulo de segmentación del conducto traqueal de los volúmenes de TAC
- c) Módulo de reconstrucción tridimensional de la tráquea
- d) Módulo de cuantificación de la obstrucción traqueal

La información indispensable para la segmentación y posterior cuantificación de la obstrucción traqueal, es la serie de imágenes transversales bidimensionales; dicha información es procesada por diversos algoritmos que permiten segmentar, reconstruir, interpolar, perfilar, etc., la serie de imágenes y/o en particular la estructura traqueal. Finalmente la herramienta que permite organizar datos y procesos, así como dar estructura al SCOT y la intervención del especialista es una Interfase con el Usuario. Todos estos elementos se describen a continuación.

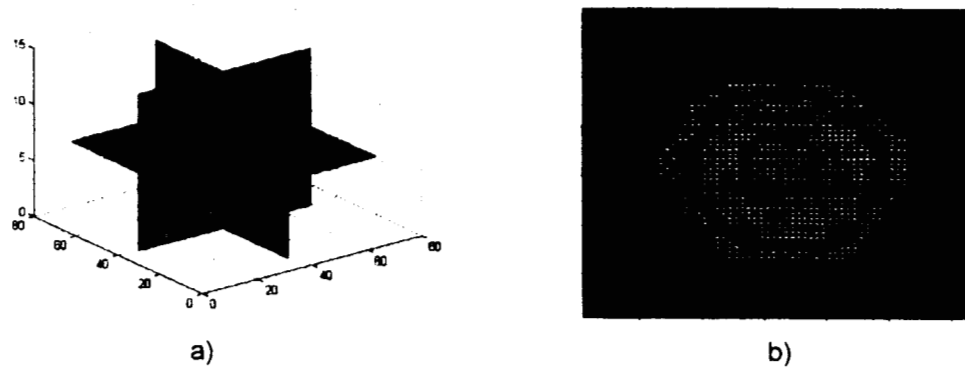
### ***Imágenes***

Durante el desarrollo de este trabajo, se utilizaron series de imágenes tomográficas reales, y que forman parte del expediente clínico de pacientes del Instituto Nacional de Enfermedades Respiratorias (INER). También se emplearon series de imágenes simuladas que permitieron validar procedimientos parciales del SCOT.

#### **a) Imágenes simuladas**

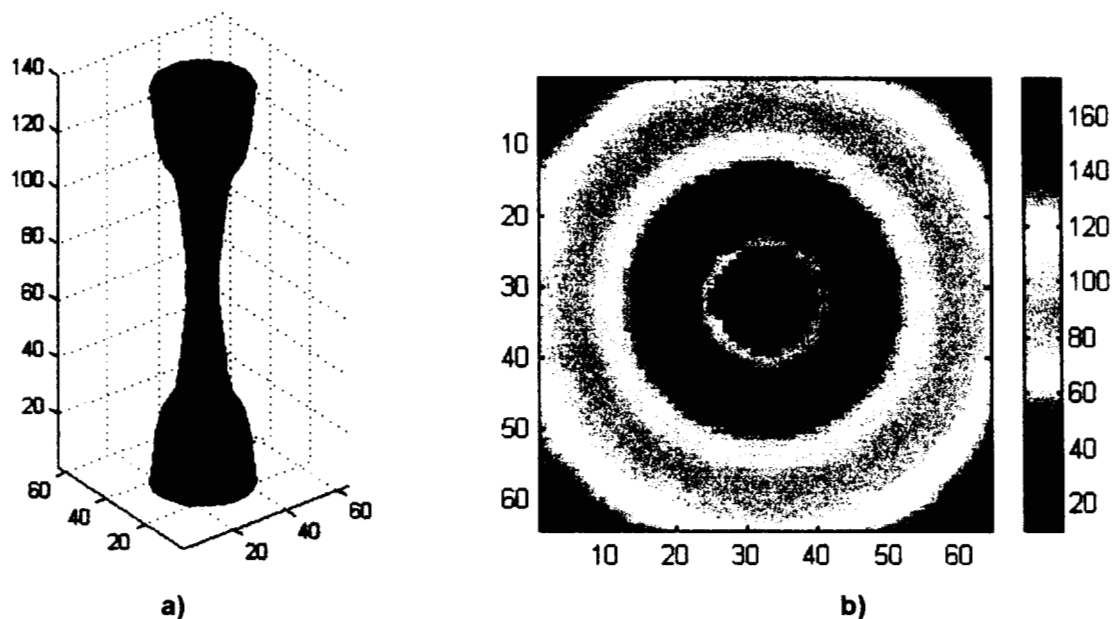
Se generaron dos pilas de imágenes simuladas, el primer volumen (simulación 1) representa una estructura cilíndrica y en su interior, aproximadamente a la altura media en el interior del cilindro, se aloja una estructura ovoide, en la figura 5 se muestra una representación del volumen con 3 planos de corte paralelos a cada uno de los planos cartesianos y colocados exactamente a la mitad del volumen simulado.





**Figura 5. Primer volumen simulado de 64x64x15 voxeles (Simulación 1). a) Planos de corte b) Imagen número 8 del volumen**

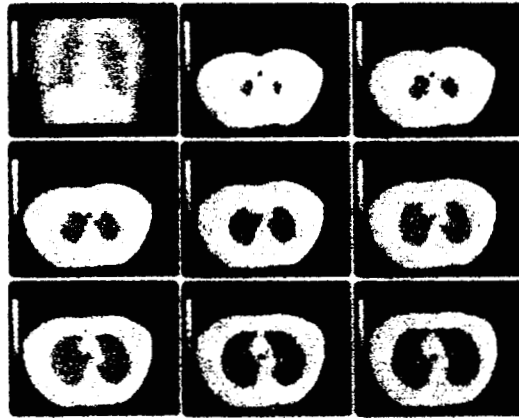
El segundo volumen simulado (Simulación 2) está formado por 145 imágenes de 64x64 píxeles cada una, simula una estructura en forma de reloj de arena, hueca con un borde grueso entre el espacio interior y el fondo de la imagen, para cada imagen se propuso un gradiente descendente en valores de los píxeles con una geometría radial, como se puede observar en la figura 6, donde en a) se muestran los bordes de la estructura hueca inmersa en el volumen y en b) se muestra una sección transversal de dicha estructura, el valor del voxel en el interior de la estructura es menor que el nivel de los voxeles del exterior de la estructura o fondo. Este volumen simula una estructura traqueal con una obstrucción traqueal en forma de reloj de arena, característica de la secuela a un proceso de intubación al paciente.



**Figura 6. Segundo volumen simulado de 64x64x145 voxeles (Simulación 2). a) Superficies o bordes que definen la estructura b) Imagen número 15 del volumen**

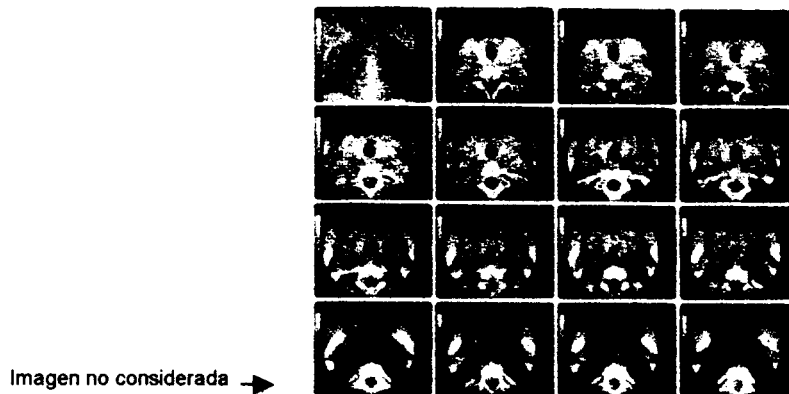
## b) Imágenes de estudios tomográficos

Se contó con dos estudios tomográficos, la presentación de los mismos es en películas radiográficas multiformato. Las placas radiográficas se digitalizaron con un escáner Lumysis2000 a la resolución máxima posible. Del primer estudio (jf) se seleccionaron 8 imágenes, desde el inicio del estudio y hasta antes de la bifurcación bronquial, la separación entre las imágenes es de 10 mm, la resolución espacial en el plano (x,y) fue de 0.625 mm/píxel. Para el proceso de segmentación este volumen fue interpolado con splines cúbicos para reducir el efecto de discretización en el eje z; las dimensiones del volumen interpolado son 32 imágenes de 100x100 píxeles cada una, la resolución en el plano(x,y) no se modificó. En la figura 7 se muestra la placa digitalizada y las ocho imágenes seleccionadas originales.



**Figura 7. Estudio tomográfico *jf*. Ocho imágenes con una separación entre imágenes de 10 mm. Resolución espacial 0.625 mm/píxel.**

El segundo estudio tomográfico (estenosis), se obtuvo de un paciente con un diagnóstico de estenosis traqueal de 10 mm de longitud. Se contó con 14 imágenes con una separación entre ellas de 2 mm. La resolución espacial en el plano (x,y) fue de 0.4 mm/píxel. En la figura 8 se muestra la placa radiográfica digitalizada y se señala una de las imágenes de la placa que no fue seleccionada porque no pertenece a la serie original del estudio.



**Figura 8. Estudio tomográfico estenosis. Catorce imágenes con una separación entre imágenes de 2 mm. Resolución espacial 0.4 mm/píxel.**

Puede observarse que entre las imágenes transversales 9 y 12, la disminución de la luz del conducto traqueal denota un nivel severo de estenosis. La forma tridimensional de la estenosis es la de un reloj de arena.

En resumen se obtuvieron los siguientes volúmenes de datos:

Referencia	Número de imágenes	Separación	Técnica Radiológica
Simulación 1	15	1.00 ua	No aplica
Simulación 2	145	0.96 ua	No aplica
jf	8	10 mm	200 mAs, vías aéreas
jf-interpolado	32	2.5 mm	Interp., 200mAs, v. aéreas
estenosis	14	2 mm	140 mAs, mediastino

ua unidades arbitrarias

Con el volumen de datos digitalizados se realizaron diversos procesamientos con la finalidad de completar el SCOT, a continuación se describen los algoritmos involucrados en ellos.

## Algoritmos

### a) Segmentación de la tráquea en el stack de imágenes

Como se describió en el capítulo anterior, el proceso de segmentación de la estructura traqueal contenida en el volumen de datos del estudio tomográfico se apoyó en la técnica de segmentación de superficies activas basada en un interpolación con Splines Cúbicos Naturales (SCN). El algoritmo requiere de la inicialización de los parámetros y que son:

$W_{01}, W_{10}, W_{11}, W_{20}, W_{02}$

coeficientes de los términos de energía interna de la superficie activa

$\gamma$

coeficiente del término de energía externa de la superficie activa

$\mu$	valor del paso del método de descenso por gradiente normalizado
$\eta$	coeficiente del término de momentum en el método de descenso por gradiente normalizado
N	número de puntos de control para la superficie activa
P	conjunto de puntos que definen la superficie inicial, este parámetro es el producto de un procesamiento de realce de bordes del volumen de datos (algoritmo de superficie inicial)
Error	nivel de desplazamiento mínimo del conjunto de puntos de control
Itera	número máximo de iteraciones

En el siguiente cuadro se describe el algoritmo:

1. Inicialización de parámetros
2. Definición de la superficie inicial y sus puntos de control
3. Mientras no se alcance el nivel de error mínimo y el número máximo de iteraciones
  - 3.1. NuevaSuperficie  $\leftarrow$  InterpolaciónSCN(Puntos de Control)
  - 3.2. Puntos de Control  $\leftarrow$  Muestreo3D(NuevaSuperficie, N)
  - 3.3. NuevosPuntos de Control  $\leftarrow$  Snakes3D\_SCN(Puntos de Control)
  - 3.4. Error  $\leftarrow$  Distancia(Puntos de Control, NuevosPuntos de Control)
  - 3.5. Puntos de Control  $\leftarrow$  NuevosPuntos de Control
4. SuperficieFinal  $\leftarrow$  InterpolaciónSCN(Puntos de Control)

**Cuadro 1. Algoritmo para segmentación de tráquea en volúmenes de TAC. SCN: Splines Cúbicos Naturales**

En el segundo paso del algoritmo descrito, se requiere calcular una superficie inicial para arrancar con el ajuste activo, para obtener el conjunto inicial de puntos de control para interpolar la superficie en 3D, es necesario realizar una operación de convolución con el volumen de TAC y un kernel construido con la derivada de una gaussiana (Operador de Canny) de media 0 y matriz de covarianza diagonal  $\Sigma = \sigma^2 I$ . El tamaño del kernel empleado en este algoritmo fue de  $5 \times 5 \times 3$ , debido a la diferencia de resolución en la dimensión z, respecto al plano xy, el valor para  $\sigma$  fue de 3. Después de obtener el volumen resultante con los bordes localizados por el operador de Canny, se toman todos los puntos del mapa que sobrepasan un umbral y se encuentran acotados en una región pre-establecida. Este efecto de *clipping* evita que para la superficie inicial se incluyan puntos de control alejados que pertenecen a un borde pero no de la tráquea. Después de obtener el conjunto de puntos de control, para cada sección de la dimensión z o altura de la imagen, se hizo un ordenamiento radial de los puntos, considerando que todos se localizaban en el mismo plano xy. El volumen de imágenes tiene las dimensiones

$N_x M_x K$  (eje  $x, y$ , y  $z$  respectivamente) , al inicio del algoritmo, el usuario debe definir parámetros como la varianza del kernel de convolución, su tamaño, la zona de *clipping*, el umbral del borde y el número de puntos de control para cada sección del eje  $z$  ( $N_z$ ). El conjunto final de puntos de control se organiza en tres matrices de dimensiones  $N_x N_z$ , una matriz para cada eje coordenado. La malla que se forma con este conjunto de puntos, preservará su orden en el proceso de segmentación, conviene ordenar estos puntos de tal forma que las facetas que forme sean de la menor área posible, para reducir los efectos de facetas diagonalizadas.

En el cuadro 2 se muestra el algoritmo para la inicialización de la superficie activa.

1. Definición de parámetros
2.  $VolumendeBordes \leftarrow Convolucion3D(VolumenTAC, tamaño, [\sigma_x, \sigma_y, \sigma_z])$
3. Para  $i \leftarrow 1$  hasta  $K$ 
  - 3.1  $[X_r, Y_r, Z_r] \leftarrow MuestraPuntosControl(umbral, zonaclipping)$
  - 3.2  $[X_p, Y_p, Z_p] \leftarrow OrdenacionCoordenadasPolares(X_r, Y_r, Z_r)$
  - 3.3  $[X(i), Y(i), Z(i)] \leftarrow Submuestreo(X_p, Y_p, Z_p, N_z)$
4.  $[X, Y, Z] \leftarrow OrdenaFacetas(X, Y, Z)$

**Cuadro 2. Algoritmo para la inicialización de la superficie activa.**

#### b) Reconstrucción tridimensional de la tráquea

La superficie final que se calcula con el algoritmo de segmentación (cuadro 1) se define con un conjunto de 3 matrices  $[X, Y, Z]$  que contiene a los puntos de control resultantes. Para realizar la reconstrucción tridimensional final de la tráquea segmentada, es necesario hacer una interpolación fina de los puntos de control resultante, generando un modelo de malla fina. Cada faceta es representada con el nivel de gris que tiene el volumen de imágenes en esas coordenadas. La reconstrucción se termina empleando un modelo de iluminación global, utilizando el método de Gouraud para el sombreado [31].

1.  $[X, Y, Z] \leftarrow OrdenaFacetas(X, Y, Z)$
2.  $SuperficieInterpolada \leftarrow InterpolacionSCN(X, Y, Z)$
3.  $ColorFaceta \leftarrow VolumenTAC(X, Y, Z)$
4.  $IluminacionEscena$
5.  $SombreadoGouraud(SuperficieInterpolada, ColorFaceta)$

**Cuadro 3. Representación tridimensional de la tráquea segmentada**

c) Cálculo de Perfiles de Área transversal, diámetro y perímetro traqueales

Después de la segmentación de la tráquea y la interpolación de su superficie se obtiene, como se ha mencionado, un conjunto de tres matrices {X,Y,Z} que contienen los vértices de una malla para su reconstrucción tridimensional, es con estas matrices interpoladas que se calculan los perfiles a lo largo de la tráquea tanto del perímetro en una sección para el eje z, como el área transversal equivalente, considerando que la sección transversal correspondiese a un círculo, de manera similar, también se construye un perfil para el diámetro de la sección transversal. También se construye un perfil del centroide de la tráquea para las diferentes secciones transversales, aquí se muestra una gráfica del vector de posición del centroide de la sección actual respecto a la sección anterior.

En el cuadro 4 se muestra el algoritmo que permite calcular los perfiles traqueales:

1. Definición de argumentos: X, Y y Z
2. Para  $i \leftarrow 1$  hasta  $\text{numero\_de\_renglones}(X)$ 
  - 2.1  $\text{perimetro}(i) \leftarrow \text{suma}(\text{distancias}(X(i), Y(i), Z(i)))$
  - 2.2  $\text{diametro}(i) \leftarrow \text{perimetro}(i) / \pi$
  - 2.3  $\text{area}(i) \leftarrow \pi * [\text{diametro}(i)]^2 / 4$
  - 2.4  $[h(i), k(i), l(i)] \leftarrow \text{centroide}(X(i), Y(i), Z(i))$
3. MuestraPerfiles(perimetro, area, diametro)
4. MuestraGrafica(h, k, l)

**Cuadro 4. Algoritmo para Cálculo de Perfiles Traqueales de perímetro, área, diámetro y dirección del centroide.**

Los algoritmos descritos en esta sección han sido implantados y probados en Matlab<sup>®</sup> v5.3.

### ***Interfase Gráfica de Usuario***

Se diseñó un prototipo de interfase de usuario del Sistema de Caracterización de Obstrucción Traqueal, en un ambiente gráfico utilizando la herramienta que proporciona el Matlab<sup>®</sup> v5.3. El prototipo se organizó en tres módulos:

- a) Módulo de Manejo de Serie de imágenes de TAC (SerieTAC)
- b) Módulo de Reconstrucción tridimensional de la tráquea (R3D)
- c) Módulo de Análisis de Perfiles traqueales (Perfiles3D)

#### **a) Módulo de Manejo de Serie de Imágenes de TAC**

En este módulo es posible que el usuario especialista, reproduzca el análisis de la imágenes radiográficas que hace en la clínica habitual, esto es, se le presenta un despliegue de todo el estudio de TAC o serie de imágenes previamente definido. El módulo le permite, además, seleccionar una imagen dentro del estudio y ampliarla, de tal forma que pueda realizar mediciones o interpretaciones con una

mejor resolución que en el despliegue de la serie completa. En la interfase con el usuario este módulo se muestra en una ventana de trabajo y la interacción con el usuario se realiza mediante botones virtuales y el manejo intensivo del ratón. En la figura 9 se muestra un ejemplo de uso.

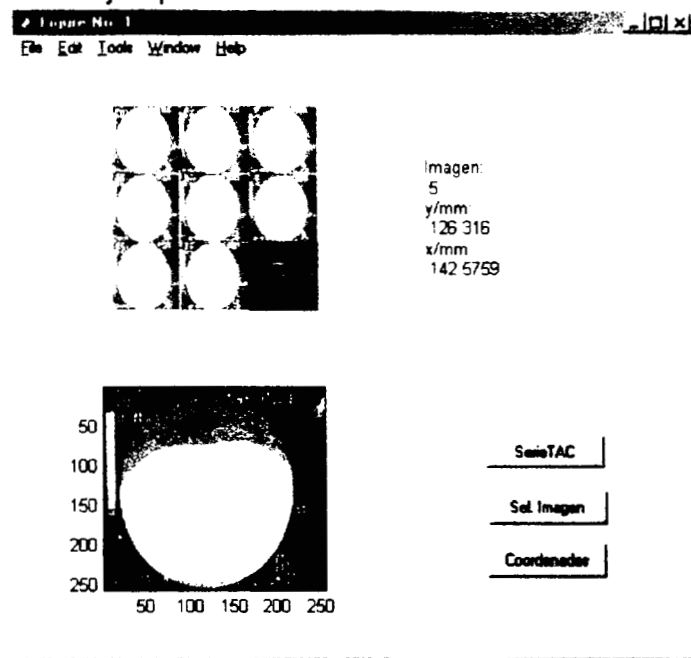


Figura 9. Módulo *SerieTAC*. Manejo de serie de imágenes de TAC de un estudio (*jf*).

b) Módulo de Reconstrucción tridimensional de la tráquea.

Este módulo permite seleccionar el estudio del que ya se ha obtenido una segmentación previa, o bien, definir las condiciones para una nueva segmentación. La reconstrucción se muestra en la mitad izquierda de una ventana, con los efectos de iluminación y sombreado descritos en el algoritmo de reconstrucción (cuadro 3). El uso de ventanas (*figures*) de la herramienta de diseño de interfases gráficas del Matlab, incluye ya las opciones para rotación de ejes coordenados y los efectos de acercamiento/alejamiento del objeto desplegado. La interacción con el usuario se realiza de nuevo, mediante botones virtuales, manejo del ratón y en su caso, ventanas o cuadros de edición para la captura de los parámetros para el algoritmo de segmentación. En la figura 10, se muestra un ejemplo de uso de esta ventana.

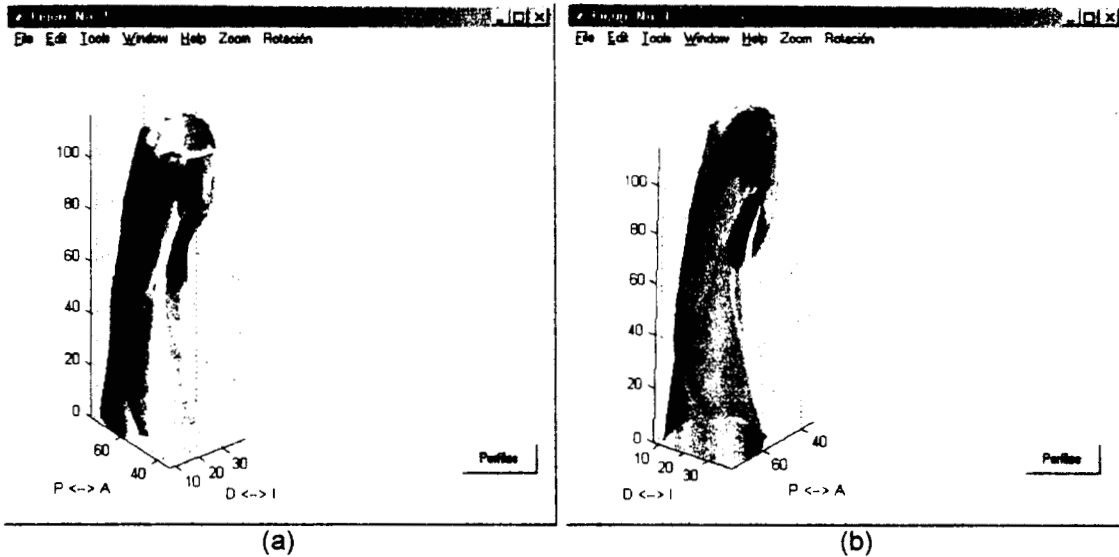


Figura 10. Módulo *R3D*. Reconstrucción tridimensional de la tráquea de un estudio segmentado (*jf*). (a) Vista pre-establecida (b) Vista con acercamiento y rotación en el eje Z

c) Módulo de Análisis de Perfiles traqueales

El módulo para el análisis de perfiles traqueales depende directamente del módulo de representación tridimensional, pues el cálculo y despliegue de los perfiles requiere de resultados obtenidos en la segmentación y reconstrucción en 3D del objeto; por esta razón los perfiles son desplegados en la sección derecha de la misma ventana donde se muestra la tráquea reconstruida. El cálculo de los perfiles se inicia al oprimir el botón correspondiente en la interfase con el usuario. En la figura 11 se muestra un ejemplo de uso. En una misma gráfica se muestran los perfiles de perímetro y diámetro, ya que refieren la misma información, existe una relación lineal entre ellos, en azul se muestra el perfil del perímetro y en rojo el perfil del diámetro. Se muestra también el perfil del área en la segunda gráfica y en el último par de gráficas se muestran las coordenadas del eje central de la tráquea.

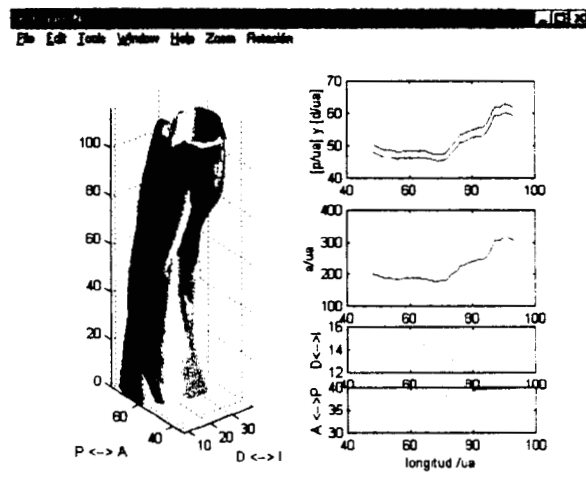


Figura 11. Módulo *Perfiles3D*. Cálculo y despliegue de perfiles traqueales de un estudio segmentado (*jf*). Forma parte de la misma ventana donde se muestra la tráquea reconstruida.



Después del análisis de requerimientos del Sistema de Caracterización de Obstrucción Traqueal y su validación con el prototipo, se concluye que este sistema presenta tres casos de uso que se muestran en la figura 12. Pertenecen al caso de uso de Manipulación de datos, todos los aspectos que requieren del almacenamiento y recuperación de los datos de los estudios tomográficos desde y hacia archivos; el caso de uso de Procesamiento de Datos está formado por todos los elementos para la segmentación de la tráquea, su reconstrucción y manipulación tridimensional, así como, la creación de los perfiles traqueales. Respecto al caso de uso de Despliegue de datos, se refiere a todo el conjunto de elementos para mostrar al usuario la serie de imágenes tomográficas en 2D, o bien, la proyección del objeto tridimensional que forma la tráquea, así como, gráficas bidimensionales para mostrar los perfiles creados. En la figura se observan las relaciones entre todos los casos de uso mencionados.

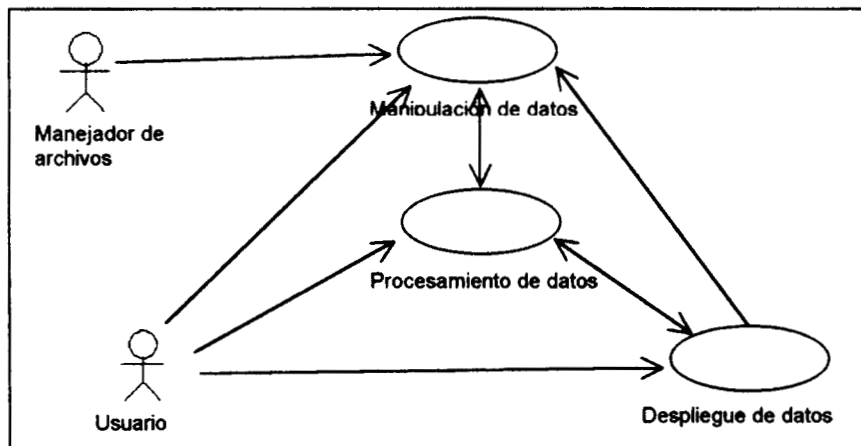


Figura 12. Diagrama de Casos de Uso del SCOT [32].

## Resultados

Después de la implantación de los modelos de contornos y superficies activas, basados en interpolación con splines cúbicos naturales, se realizaron diversos procedimientos de prueba para valorar el desempeño del algoritmo, estos procedimientos incluyeron varias condiciones para un volumen simulado en forma de reloj de arena, un volumen de un estudio de TAC sin evidencia de estenosis y por último, un volumen de un estudio de TAC con una estenosis traqueal evidente. Para la valoración del desempeño de los modelos propuestos se aplicó el siguiente proceso:

1. Definición de los parámetros del modelo
2. Ejecución del proceso de segmentación
3. Para cada imagen del volumen de referencia
  - 3.1. Definición del borde de referencia (en los estudios de TAC, el borde trazado por un experto)
  - 3.2. Determinación del borde resultante
  - 3.3. Cálculo de parámetros de error
4. Cálculo de media aritmética y desviación estándar, de cada parámetro de error considerando todas las imágenes del volumen correspondiente.

Ante la dificultad de definir una medida simple de desempeño de un proceso de segmentación por contornos, que permita valorar no sólo errores de aproximación o localización del borde sino que pueda describir la geometría de los mismos, se optó por definir un conjunto de nueve parámetros cuyo análisis conjunto permita hacer una mejor valoración del desempeño del modelo. En la caracterización de la estenosis traqueal es importante definir la orientación geométrica de la obstrucción, por esta razón resulta indispensable determinar si el modelo de segmentación propuesto genera resultados con alguna desviación geométrica particular. Los parámetros de error propuestos son:

- 1) Diferencia Media entre Contornos (DMC)
- 2) Desplazamiento del centro del contorno ( $\Delta h$ ,  $\Delta k$ )
- 3) Parámetros geométricos.

y se discuten a continuación:

**Diferencia Media entre Contornos (DMC):** Para cada uno de los contornos (referencia y calculado) se realiza un ordenamiento radial de los puntos que definen al contorno y después se realiza una interpolación a alta resolución (512 puntos por contorno) basado en la transformada de Fourier, como se describe a continuación:

$$[x_i + i y_i] = \mathcal{F}^{-1} \{ \mathcal{F} \{ [x + i y] \}, 512 \} \quad (e29)$$

donde:

$$i = (-1)^{0.5}$$

$x, y$  vectores de coordenadas de los puntos que forman al contorno

$x_i, y_i$  vectores de coordenadas de los puntos interpolados

En la siguiente figura se muestra un ejemplo de un conjunto de puntos de referencia (en color rojo) para una sección de una imagen de TAC, y el contorno interpolado (en color verde).



**Figura 13.** Interpolación basada en la transformada de Fourier. En color rojo se muestran los puntos de control y en verde se muestran los 512 puntos interpolados.

Con los contornos de referencia y calculado interpolados, se calcula punto a punto la distancia entre bordes; finalmente se obtiene el promedio de dichas diferencias para los bordes completos.

$$DMC = \frac{1}{512} \sum_{m=1}^{512} \|P_{c,m} - P_{r,m}\| \quad (e30)$$

donde

$P_{c,m}$  representa el m-ésimo punto del contorno calculado,

$P_{r,m}$  representa el m-ésimo punto del contorno de referencia.

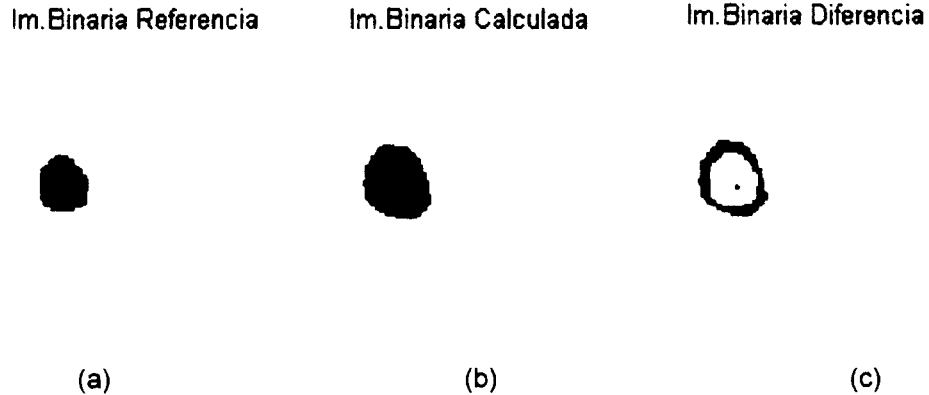
La DMC se mide en unidades de longitud, durante este trabajo las unidades de longitud se asociarán con una unidad arbitraria (ua) que equivale a un punto o píxel en la imagen.

**Desplazamiento del centro del contorno ( $\Delta h$ ,  $\Delta k$ ).** Para cada contorno calculado se obtiene su centroide y se compara con el centroide del contorno de referencia, dicha comparación implica medir el desplazamiento del centro del contorno respecto a la coordenada x ( $\Delta h$ ) así como, respecto a la coordenada y ( $\Delta k$ ). Se mide en unidades de longitud.

Los parámetros de error que se describen a continuación, se relacionan con características geométricas de la diferencia entre los contornos de referencia y calculado.

Para cada par de contornos (referencia y calculado) correspondientes, se construyen sus respectivas imágenes binarias con una regla de asignación simple: los contornos son curvas cerradas, por lo tanto todos los píxeles de la imagen

comprendidos en el interior del contorno toman el valor de 1, los pixeles externos al borde adoptan un valor de 0. A partir de las imágenes binarias propias de los dos contornos, se genera una nueva imagen binaria (imagen binaria diferencia, IBD) como producto de la operación lógica O-exclusiva entre las imágenes primarias, en la figura 14 se muestra este procedimiento. Las diferencias entre las imágenes primarias (imagen binaria de referencia IBR y la imagen binaria calculada, IBC) se representan como los valores de los momentos geométricos de la imagen binaria diferencia.



**Figura 14. a) Imagen binaria generada con el contorno de referencia (IBR), b) Imagen binaria generada con el contorno calculado (IBC), c) Imagen binaria generada con la operación O-exclusiva entre a y b (IBD), la cruz verde muestra el centroide de la imagen**

El momento geométrico de orden  $pq$  se define como [33]:

$$m_{pq} = \sum_{\forall(x,y) \in IBD} x^p y^q \quad (e31)$$

El momento geométrico central de orden  $pq$  se define como:

$$\mu_{pq} = \sum_{\forall(x,y) \in IBD} \left(x - \frac{m_{10}}{m_{00}}\right)^p \left(y - \frac{m_{01}}{m_{00}}\right)^q \quad (e32)$$

Para efectos de comparación de los momentos geométricos entre diferentes IBD, resulta conveniente realizar una normalización respecto al área de la IBD y respecto a los valores crudos de las coordenadas  $(x,y)$ , como se muestra a continuación:

$$x_N = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad y_N = \frac{y - \min(y)}{\max(y) - \min(y)} \quad , y$$

$$m_{N,pq} = \frac{m_{pq}}{m_{00}} \quad \mu_{N,pq} = \frac{\mu_{pq}}{m_{00}} \quad \text{para } p,q \neq 0,0$$

En el resto de la sección se asume que los momentos geométricos a los que se hace referencia se encuentran normalizados y se denotarán solamente por  $m$  o  $\mu$  y el orden correspondiente.

Los parámetros de error basados en los momentos geométricos son:

**Razón entre el área de la imagen binaria de referencia y el área de la Imagen Binaria Diferencia (A).**

$$A = \frac{m_{00,IBD}}{m_{00,IBR}}$$

**Corrimiento de la coordenada  $x$  del centro geométrico de la IBD respecto al centro de referencia ( $\Delta h_{IBD}$ ).**

$$\Delta h_{IBD} = h_{IBR} - h_{IBD} = m_{10,IBR} - m_{10,IBD}$$

**Corrimiento de la coordenada  $y$  del centro geométrico de la IBD respecto al centro de referencia ( $\Delta k_{IBD}$ ).**

$$\Delta k_{IBD} = k_{IBR} - k_{IBD} = m_{01,IBR} - m_{01,IBD}$$

**Diferencia entre la simetría lineal de la IBD respecto a la simetría lineal de la imagen de referencia ( $\Delta SL$ ).**

$$\Delta SL_{IBD} = \mu_{11,IBR} - \mu_{11,IBD}$$

los límites esperados para la simetría lineal ( $\mu_{11}$ ) son:  $\mu_{11}=0$  si la imagen binaria es perfectamente simétrica; y para una imagen binaria de  $N \times N$  píxeles, que sólo contiene píxeles con valor de 1 en la diagonal principal, el parámetro  $\mu_{11}$  toma un valor de  $0.08 \text{ ua}^2$  (píxeles<sup>2</sup>).

**Diferencia entre la varianza en eje  $x$  de la IBD respecto a la imagen de referencia ( $\Delta V_x$ ).**

$$\Delta V_x_{IBD} = \mu_{20,IBR} - \mu_{20,IBD}$$

**Diferencia entre la varianza en eje  $y$  de la IBD respecto a la imagen de referencia ( $\Delta V_y$ ).**

$$\Delta V_y_{IBD} = \mu_{02,IBR} - \mu_{02,IBD}$$

Para la interpretación de los corrimientos o diferencias de estos parámetros, es necesario acompañar a estos últimos por el valor del momento geométrico o parámetro correspondiente de la IBR.

Para completar el ejemplo de evaluación del error mostrado en la figura 14, a continuación se muestran las magnitudes de los parámetros de error, para ese caso y posteriormente un análisis de los mismos

Parámetro	DMC	$\Delta h$	$\Delta k$	A	$h_r$	$\Delta h_{IBD}$	$k_r$	$\Delta k_{IBD}$
Magnitud	4.74	0.91	1.41	0.81	22.6	-1.77	48.9	-2.0
Parámetro	$SL_r$	$\Delta SL_{IBD}$	$Vx_r$	$\Delta Vx_{IBD}$	$Vy_r$	$\Delta Vy_{IBD}$		
Magnitud	$-4.5E^{-5}$	$-8.8E^{-5}$	0.0019	-0.0025	0.0020	-0.0039		

**Cuadro 5. Parámetros de error para las imágenes mostradas en la figura 14.**  $SL_r = \mu_{11,IBR}$ ,  $Vx_r = \mu_{20,IBR}$ ,  $Vy_r = \mu_{02,IBR}$

Los tres primeros parámetros se explican por sí mismos, existen en promedio 4 ó 5 pixeles, medidos radialmente, entre el borde de referencia y el calculado; el desplazamiento entre centroides es de un píxel aproximadamente, esto sugiere que la IBD presenta una geometría anular, dado que casi se tienen imágenes de referencia y calculada concéntricas; si se analiza la diferencia entre la simetría lineal ( $\Delta SL$ ) se observa un valor reducido lo que implica que se preservó la simetría lineal de la imagen de referencia; el signo negativo de  $SL_r$  ( $\mu_{11,IBR}$ ) implica una asimetría que se ubica en los cuadrantes II o IV, considerando el centroide de la imagen binaria de referencia como el origen, respecto a su magnitud puede definirse como una asimetría ligera. Si se observan las diferencias entre varianzas para ambos ejes, se distingue un incremento en la imagen binaria resultante del doble de las varianzas definidas en la imagen de referencia, esto es, las  $\Delta Vx_{IBD}$  y  $\Delta Vy_{IBD}$  prácticamente duplican en magnitud a las varianzas del experto, el signo negativo implica que la IBD tiene la mayor magnitud en sus varianzas correspondientes; al interpretar la relación entre las magnitudes de  $\Delta Vx_{IBD}$  y  $\Delta Vy_{IBD}$  se concluye que en la IBD existe una mayor dispersión (50% más) en el eje y que en el eje x.

### Resultados en volúmenes simulados.

De la descripción del método realizada en capítulos anteriores, es posible observar que el desempeño del mismo está en función de diversas condiciones, algunas inherentes al modelo mismo y otras que dependen de los datos o volumen de imágenes a procesar, por ejemplo los valores de  $w_{10}, w_{01}, w_{11}, w_{20}$  y  $w_{02}$  que determinan al término de la energía interna de la superficie activa; mientras que los parámetros del operador de Canny para obtener el gradiente del volumen de imágenes, están en función directa de las características de las mismas, incluyendo la resolución espacial. De igual manera la cantidad de puntos de control que en cada iteración se toma, está relacionado con las características de la estructura a segmentar, contando su suavidad y resolución por ejemplo. En el cuadro 6 se muestra la relación de los casos probados en diversas condiciones para el volumen simulado.

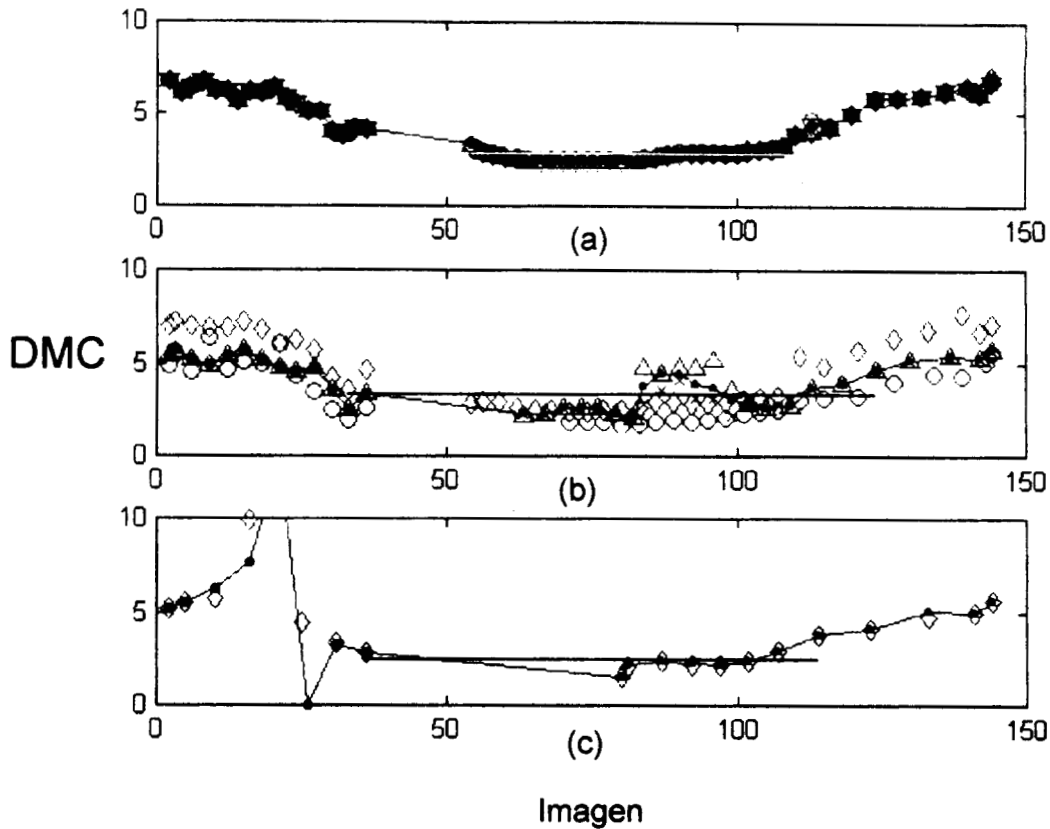
Variación	Notación	Op. Canny	Puntos de control	Iteraciones	$\mu$	$\eta$
Gradiente	Caso_1	[5,5,5], 3	[75,40]	15	0.005	0.005
	Caso_2	[15,15,5], 3	[75,40]	15	0.005	0.005
	Caso_3	[5,5,15], 3	[75,40]	15	0.005	0.005
Resolución	Caso_4	[5,5,5], 3	[75,40]	15	0.005	0.005
	Caso_5	[15,15,5], 3	[75,40]	15	0.005	0.005
	Caso_6	[5,5,15], 3	[75,40]	15	0.005	0.005
Iteraciones	Caso_7	[5,5,15], 3	[50,30]	15	0.005	0.005
	Caso_8	[5,5,15], 3	[50,30]	10	0.005	0.005
	Caso_9	[5,5,15], 3	[50,30]	20	0.005	0.005
Eta	Caso_10	[5,5,15], 3	[50,30]	15	0.005	0.001
	Caso_7	[5,5,15], 3	[50,30]	15	0.005	0.005
	Caso_11	[5,5,15], 3	[50,30]	15	0.005	0.0075
No.Puntos	Caso_3	[5,5,15], 3	[75,40]	15	0.005	0.005
	Caso_7	[5,5,15], 3	[50,30]	15	0.005	0.005
	Caso_12	[5,5,15], 3	[30,20]	15	0.005	0.005
ResoluciónII	Caso_13	[15,15,15], 3	[50,30]	15	0.005	0.005

**Cuadro 6. Casos de evaluación del desempeño del algoritmo propuesto, valorado con un volumen simulado.**

En las figuras 15 a la 19 se muestran las gráficas de los parámetros de error  $\Delta DMC$ ,  $\Delta SL$ ,  $\Delta V_x$  y  $\Delta V_y$  para los trece diferentes casos descritos anteriormente. En (a) se muestran los casos 1 al 6, en (b) se muestran los casos 7 al 11, y en (c) se muestran los casos 12 y 13. En términos generales se observa que el desempeño del modelo muestra un gran incremento del error en las fronteras del volumen a segmentar. Para evaluar el cambio de la energía de la superficie activa, el modelo propuesto requiere de información en el espacio vecino a los puntos de control, cuando el punto de control se ubica en el límite del volumen a segmentar existe ausencia de información que impide ajustar en esa zona a la superficie. Por otro lado, al realizar el cálculo de la energía externa, de nuevo en los bordes se presenta un problema como un efecto de borde y que se relaciona con el ancho del kernel de convolución con el que se obtiene el gradiente del volumen.

En la figura 15 se muestran las gráficas correspondientes a la DMC, en la región estable se observa que para los 6 primeros casos que representan diferentes condiciones del operador de Canny para dos condiciones de resolución en el

plano (x,y), el modelo se desempeña de manera similar. Con una DMC promedio de  $2.80 \pm 0.45$ .



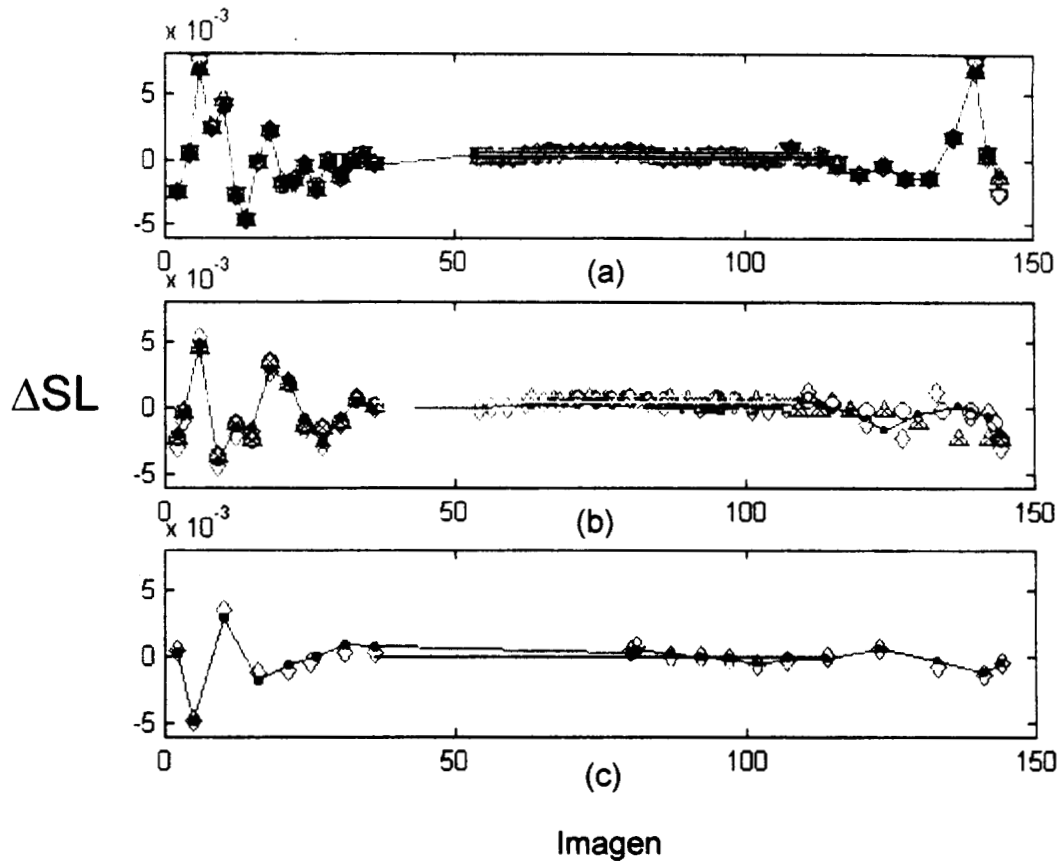
**Figura 15. DMC para volumen simulado. (a) Casos 1 a 6. (b) Casos 7 a 11. (c) Casos 12 y 13. Punto: Caso 1, Caso 7, Caso 12. Diamante: Caso 2, Caso 8, Caso 13. Círculo: Caso 3, Caso 9. Cruz: Caso 4, Caso 10. Triángulo Sup: Caso 5, Caso 11. Triángulo Inf: Caso 6.**

Para los casos 7 a 11, en donde se emplearon menos puntos de control, se observa una mayor variabilidad de la DMC, en las imágenes intermedias se observa una región con un comportamiento homogéneo, sin embargo entre las imágenes 80 a 100 se observa una mayor dispersión. Por otro lado, se puede observar que aparentemente existe una región donde la DMC es regular en particular en el caso 11 que incluyó un valor mayor del parámetro del momentum. En el caso 8 (diamante en figura 15b) se observa que la DMC está por arriba del resto de los casos, en este caso se detuvo el proceso en un menor número de iteraciones (10), esto es consistente con el resultado mostrado en el caso 9 (círculo en figura 15b) en donde el proceso se detuvo en 20 iteraciones y se observa en general una DMC menor que para el resto de los casos. Para este conjunto de casos se tiene una DMC media de  $2.96 \pm 0.79$ .

En la figura 15c se observa un comportamiento similar entre el caso de menor número de puntos de control (caso 12) y en donde el volumen a segmentar tiene una resolución espacial en el plano (x,y) de la mitad de la resolución del volumen original, y la resolución en el eje z de un 25% respecto a la resolución en este eje



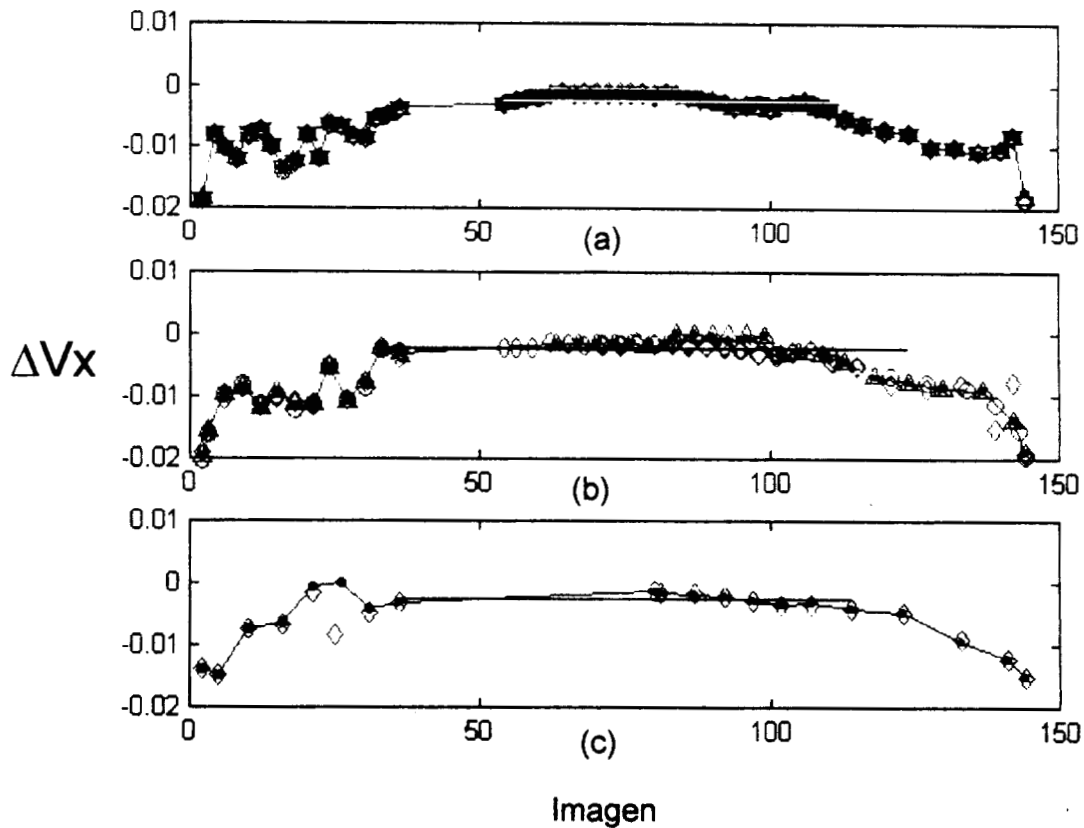
del volumen original y que fue el empleado en el resto de los casos (caso 13). La DMC media observada fue de  $2.46 \pm 0.64$ .



**Figura 16.  $\Delta SL$  para volumen simulado. (a) Casos 1 a 6. (b) Casos 7 a 11. (c) Casos 12 y 13. Punto: Caso 1, Caso 7, Caso 12 Diamante: Caso 2, Caso 8, Caso 13. Círculo: Caso 3, Caso 9. Cruz: Caso 4, Caso 10, Triángulo Sup: Caso 5, Caso 11. Triángulo Inf: Caso 6.**

En la figura 16 se muestran las gráficas del parámetro  $\Delta SL_{IBD}$  para los casos señalados en el cuadro 6. Para este parámetro el desempeño del modelo se muestra consistente en prácticamente todos los casos analizados, en la región estable se observa un valor de DSL media muy cercano a cero, esto permite concluir que el desempeño del modelo propuesto preserva la simetría lineal del contorno buscado. En el cuadro 7 pueden observarse los valores de la  $\Delta SL$  media para los casos mostrados en la figura 16.

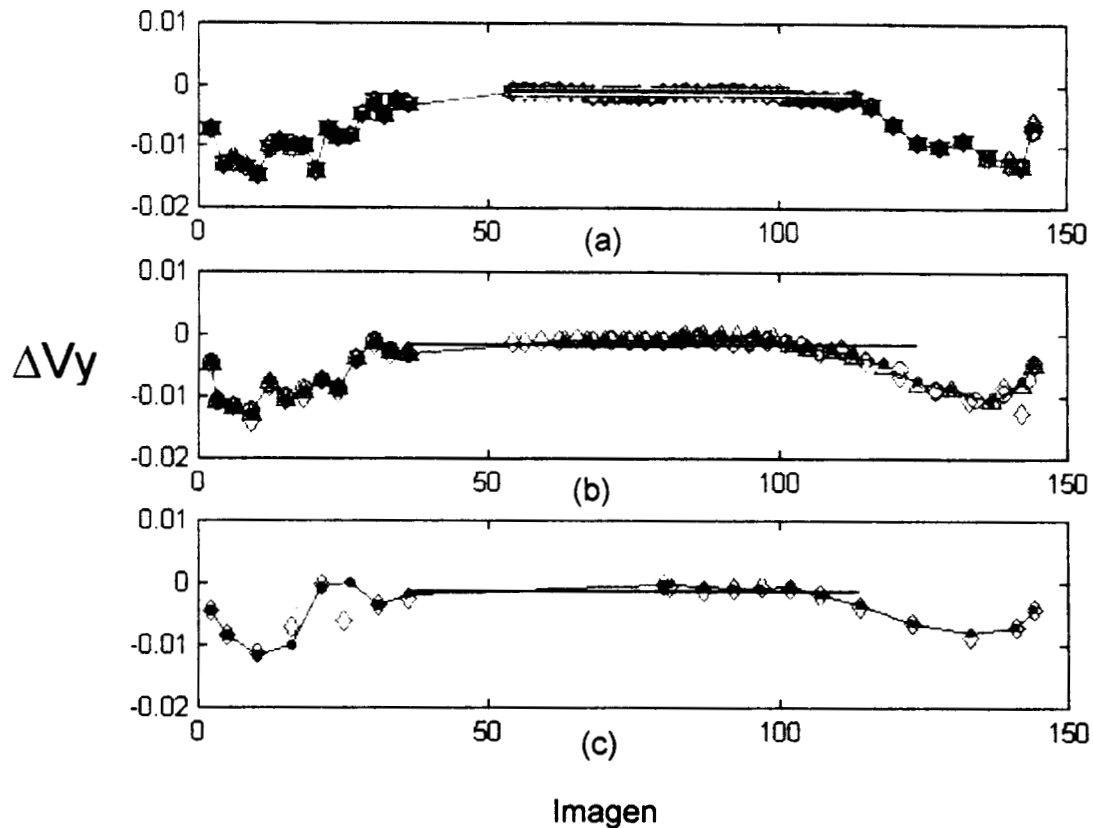
En las siguientes figuras se muestran las gráficas de los parámetros  $\Delta V_x$  y  $\Delta V_y$  para los casos referidos en el cuadro 7.



**Figura 17.  $\Delta V_x$  para volumen simulado. (a) Casos 1 a 6. (b) Casos 7 a 11. (c) Casos 12 y 13. Punto: Caso 1, Caso 7, Caso 12 Diamante: Caso 2, Caso 8, Caso 13. Círculo: Caso 3, Caso 9. Cruz: Caso 4, Caso 10, Triángulo Sup: Caso 5, Caso 11. Triángulo Inf: Caso 6.**

En la figura 17 se observa de nuevo, tal como en la figura 15, que en los primeros 6 casos, el desempeño del modelo propuesto es homogéneo, en los casos 7 al 11 se muestra mayor variabilidad del parámetro y los Casos 12 y 13 se comportan de manera similar. En términos generales la diferencia tiene un valor negativo, lo que indica que al menos en la dimensión  $x$ , la IBD tiene mayor dispersión en sus pixeles que la Imagen Binaria de Referencia. En el cuadro 7 se muestran los valores de la  $\Delta V_x$  media, para cada uno de estos casos.

El análisis de las gráficas de  $\Delta V_y$ , es similar al de  $\Delta V_x$ , en la figura 18 se muestra que para los casos 1 al 6 el desempeño del modelo es casi uniforme; sin embargo, para los casos 7 al 11 se observa mayor variabilidad en el parámetro, así como, en los casos 12 y 13 se observa el mismo comportamiento. En términos generales el parámetro  $\Delta V_y$  es negativo, lo que significa que la dispersión de pixeles en la dimensión  $y$  es mayor para la IBD que para la imagen binaria de referencia. En el cuadro 7 se pueden observar los valores de la  $\Delta V_y$  media para los diferentes grupos de casos señalados.



**Figura 18.  $\Delta V_y$  para volumen simulado. (a) Casos 1 a 6. (b) Casos 7 a 11. (c) Casos 12 y 13. Punto: Caso 1, Caso 7, Caso 12 Diamante: Caso 2, Caso 8, Caso 13. Círculo: Caso 3, Caso 9. Cruz: Caso 4, Caso 10, Triángulo Sup: Caso 5, Caso 11. Triángulo Inf: Caso 6.**

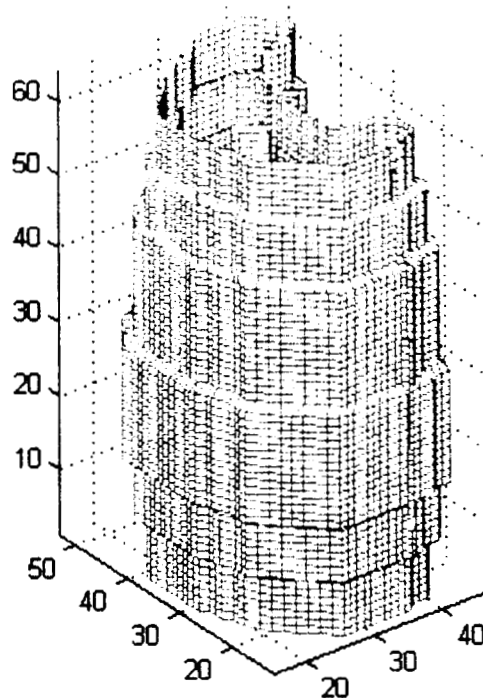
En resumen puede decirse que el modelo ajusta al contorno deseado respetando la geometría original, el número de puntos de control es un factor relevante en el desempeño del algoritmo, así como la resolución espacial del volumen de interés. En términos generales el modelo ajusta una superficie que se queda por fuera de la superficie deseada respetando el eje de simetría. El error disminuye conforme se aleja de los bordes del volumen.

Grupo Casos 1 a 6	Media	DMC	Δh	Δk	A	h <sub>r</sub>	Δh <sub>IBD</sub>	k <sub>r</sub>	Δk <sub>IBD</sub>
	Desviación	0.45	0.30	0.38	0.16	0.09	0.36	0.06	0.48
	Estándar	SL <sub>r</sub>	ΔSL <sub>IBD</sub>	V <sub>x<sub>r</sub></sub>	ΔV <sub>x<sub>IBD</sub></sub>	V <sub>y<sub>r</sub></sub>	ΔV <sub>y<sub>IBD</sub></sub>		
	Media	-9.8E-06	3.4E-04	8.2E-04	-2.2E-03	8.3E-04	-1.3E-03		
Casos 7 a 11	Desviación	1.6E-05	2.0E-04	3.4E-04	9.6E-04	3.4E-04	4.4E-04		
	Estándar	DMC	Δh	Δk	A	h <sub>r</sub>	Δh <sub>IBD</sub>	k <sub>r</sub>	Δk <sub>IBD</sub>
	Media	2.96	1.03	1.23	1.01	32.7	.77	32.5	1.55
	Desviación	0.79	0.79	0.56	0.22	0.10	.58	0.06	0.70
Casos 12 y 13	Estándar	SL <sub>r</sub>	ΔSL <sub>IBD</sub>	V <sub>x<sub>r</sub></sub>	ΔV <sub>x<sub>IBD</sub></sub>	V <sub>y<sub>r</sub></sub>	ΔV <sub>y<sub>IBD</sub></sub>		
	Media	-6.2E-06	2.6E-04	1.1E-03	-2.45E-03	1.1E-03	-1.76E-03		
	Desviación	1.6E-05	4.5E-04	8.8E-04	1.78E-03	8.9E-04	1.72E-03		
	Estándar	DMC	Δh	Δk	A	h <sub>r</sub>	Δh <sub>IBD</sub>	k <sub>r</sub>	Δk <sub>IBD</sub>
	Media	2.46	1.02	0.34	0.97	32.7	0.85	32.4	1.92
	Desviación	0.64	0.32	0.18	0.18	0.08	0.46	0.08	0.78
	Estándar	SL <sub>r</sub>	ΔSL <sub>IBD</sub>	V <sub>x<sub>r</sub></sub>	ΔV <sub>x<sub>IBD</sub></sub>	V <sub>y<sub>r</sub></sub>	ΔV <sub>y<sub>IBD</sub></sub>		
	Media	-1.7E-05	8.7E-05	1.0E-03	-2.7E-03	1.0E-03	-1.3E-03		
	Desviación	1.8E-05	3.9E-04	5.0E-04	1.0E-03	5.3E-04	1.1E-03		
	Estándar								

Cuadro 7. Parámetros de error para el volumen simulado en 13 casos de prueba.

En otro volumen simulado, se analizó la capacidad del modelo para ajustarse a bordes con curvatura pronunciada. No se ha encontrado en la literatura clínica y técnica ningún caso de estenosis traqueal que presente una deformación tan severa, sin embargo se consideró relevante tratar de valorar el desempeño del algoritmo bajo circunstancias extremas.

Un ejemplo de 4 imágenes del volumen simulado se muestran en la figura 20. Se generó una estructura en forma de media luna que simulara el interior de la vía aérea y alrededor se simuló parénquima pulmonar en una TAC de rayos X. La forma tridimensional de la estructura de la pseudo-vía aérea se puede observar en la siguiente figura, en un modelo de malla:

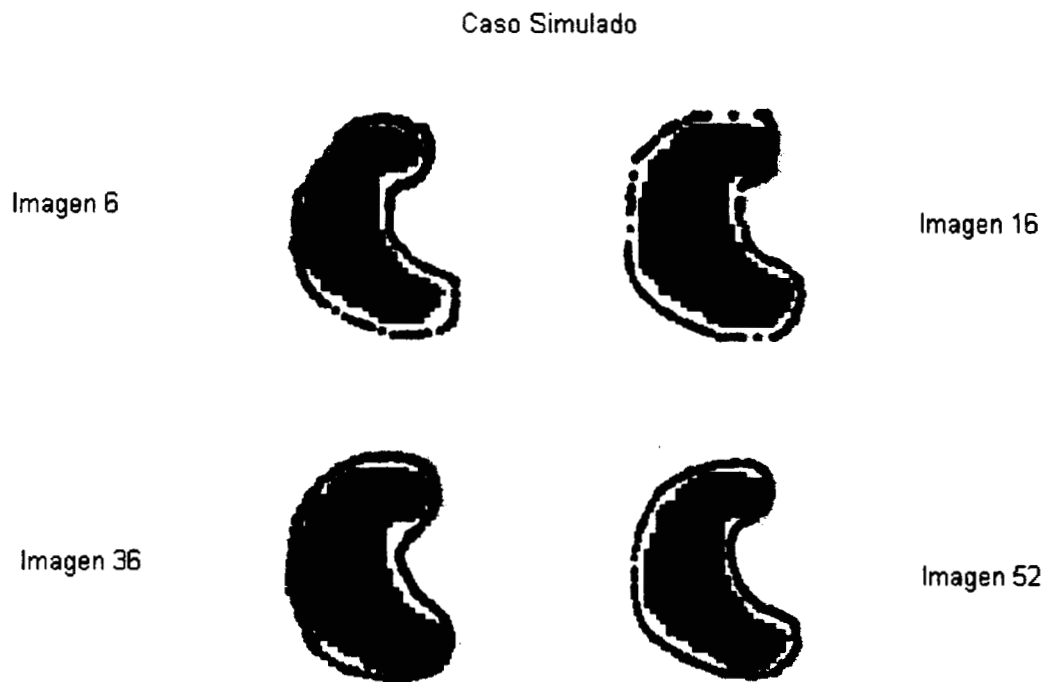


**Figura 19. Modelo de malla de la estructura tridimensional de la pseudo-vía aérea del volumen simulado.**

En la figura 20 se muestra el contorno resultante para algunas imágenes del volumen, después de detener el algoritmo en 5 iteraciones. Los parámetros de error obtenidos fueron:

Parámetro	DMC	$\Delta h$	$\Delta k$	A	$h_r$	$\Delta h_{IBD}$	$k_r$	$\Delta k_{IBD}$
Media	6.36	1.58	3.24	0.26	30.4	0.82	33.3	1.44
Desv. Est.	2.33	0.51	2.46	0.10	0.22	1.73	0.02	1.74
Parámetro	$SL_r$	$\Delta SL_{IBD}$	$Vx_r$	$\Delta Vx_{IBD}$	$Vy_r$	$\Delta Vy_{IBD}$		
Media	0.0028	5.8E-4	0.0204	-0.0089	0.0396	-0.0116		
Desv. Est.	1.43E-4	0.0017	0.0051	0.0034	0.0053	0.0044		

Para este caso, el método de ordenación radial de los puntos de cada contorno para su posterior interpolación y comparación con el borde de referencia, ya no pudo ser utilizado, dada la geometría cóncava del borde esperado, por lo que se optó por otro algoritmo de seguimiento o rastreo del borde y se intentó registrar con el borde de referencia, probablemente este método de medición de la DMC provocó un error en esta medición puesto que el valor medio calculado ( $6.36 \pm 2.33$ ) no corresponde a la impresión visual respecto al ajuste del contorno, como se observa en la figura 20. Como se señaló anteriormente, el modelo ajusta al borde deseado siguiendo la geometría del mismo, aunque se queda por fuera; otra característica de este modelo es que en términos generales tiende a suavizar el borde buscado (obsérvese el resultado para las imágenes 36 y 52) y esta característica se acentúa conforme se disminuye la densidad de puntos de control en una región determinada, de tal forma que en una zona donde existe un borde con curvatura mayor, es necesario aumentar el número de puntos de control para que sea capaz de adherirse al contorno buscado.



**Figura 20. Contornos calculados para las imágenes 6,16,36 y 52 del volumen simulado. En color azul claro se muestra el conjunto inicial de puntos de control, en color rojo se muestra el contorno calculado después de 5 iteraciones.**

En la figura 21 se muestran dos vistas del modelo de malla de la estructura a segmentar como referencia y en azul los puntos resultantes del algoritmo de segmentación, claramente puede observarse que el modelo es capaz de seguir adecuadamente la geometría de la estructura a segmentar, excepto en los tramos de

curvatura mayor en donde se agudiza el efecto de suavizado mencionado anteriormente.

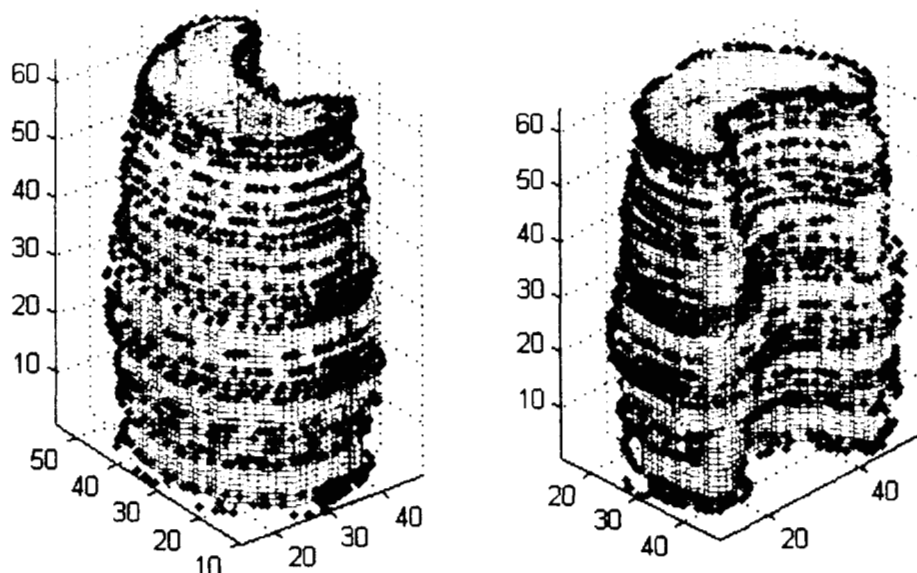


Figura 21. Vistas del modelo de malla de la estructura a segmentar y los puntos de la superficie calculada. En azul se muestran los puntos de control resultantes.

### Resultados con volúmenes de TAC.

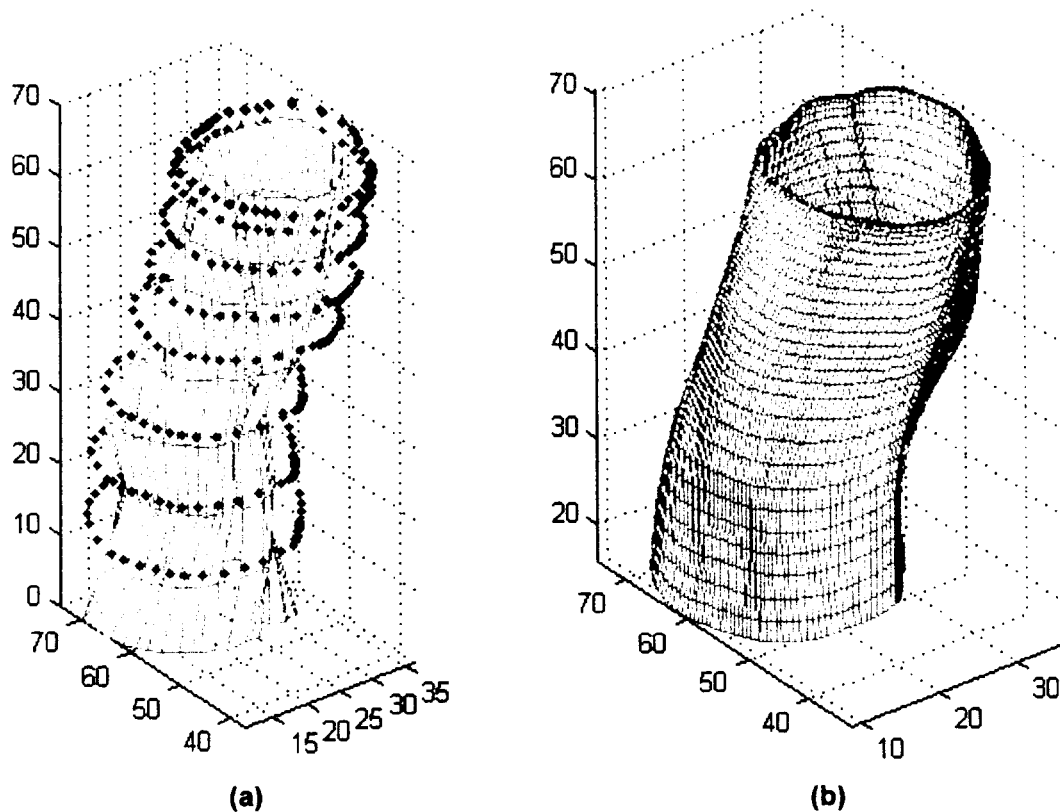
Se contó con dos estudios tomográficos, uno de ellos correspondiente a un caso de estenosis severa. En el cuadro 8 se muestran los parámetros de error para cada uno de estos estudios

Estudio JF								
Parámetro	DMC	$\Delta h$	$\Delta k$	A	$h_r$	$\Delta h_{IBD}$	$k_r$	$\Delta k_{IBD}$
Media	4.63	1.33	1.97	0.72	22.9	-0.71	56.3	1.84
Desv. Est.	0.55	1.04	0.76	0.12	1.49	2.74	6.04	2.33
Parámetro	$SL_r$	$\Delta SL_{IBD}$	$Vx_r$	$\Delta Vx_{IBD}$	$Vy_r$	$\Delta Vy_{IBD}$		
Media	3.75E-5	-1.5E-4	2.3E-3	-3.0E-3	2.1E-3	-3.6E-3		
Desv. Est.	3.2E-4	6.4E-4	5E-04	7.2E-4	2.7E-4	1.0E-3		
Estudio Estenosis								
Parámetro	DMC	$\Delta h$	$\Delta k$	A	$h_r$	$\Delta h_{IBD}$	$k_r$	$\Delta k_{IBD}$
Media	7.19	3.24	2.14	0.22	52.51	1.33	57.84	-1.02
Desv. Est.	3.05	3.14	1.37	0.14	2.08	2.48	4.50	3.67
Parámetro	$SL_r$	$\Delta SL_{IBD}$	$Vx_r$	$\Delta Vx_{IBD}$	$Vy_r$	$\Delta Vy_{IBD}$		
Media	1.94E-4	9.15E-4	9.7E-3	-5.2E-3	0.012	-0.011		
Desv. Est.	04.5E-4	3.9E-3	2.4E-3	2.9E-3	0.005	0.006		

Cuadro 8. Parámetros de error para los estudios de TAC. Arriba: estudio JF, Abajo: estudio Estenosis

En el estudio JF se observa una DMC de  $4.63 \pm 0.55$  pixeles, sin embargo no se muestra un corrimiento considerable entre los centroides de referencia y calculado, asimismo se observa que la dispersión de pixeles tanto en la dimensión X como la

dimensión Y aumenta para la IBD por lo que puede concluirse que la superficie ajustada sobreestima la estructura traqueal. En la figura 22 se muestra el modelo de malla para la tráquea marcada por el experto y los puntos de control resultantes para la superficie buscada, claramente se observa que la superficie calculada sigue a la geometría (tridimensional) de la tráquea, sin embargo los puntos de control quedan en la región exterior de ésta. El valor tan amplio de las respectivas desviaciones estándar puede explicarse dado que el experto sólo marcó los contornos sobre las ocho imágenes originales del estudio, es importante recordar que este volumen fue interpolado para reducir el efecto de discretización en el eje z, es decir, la segmentación fue realizada sobre el volumen interpolado (32 imágenes de 100x100 píxeles cada una), pero la medición de parámetros de error sólo se hizo sobre las imágenes de referencia.



**Figura 22. Estudio JF. (a) Modelo de malla de la tráquea segmentada por el experto y en azul los puntos de la superficie calculada. (b) Modelo de malla de la superficie calculada.**

En la figura 21 se muestran 4 de las 14 imágenes del estudio Estenosis, particularmente imágenes al comienzo de la estenosis, la imagen con la mayor reducción de la luz traqueal y la última imagen del estudio.

Como puede observarse la DMC descrita en el cuadro 8, resulta exagerada para las tres primeras imágenes que se muestran, no así para el caso de la imagen 14 del estudio, en donde ya esperábamos un comportamiento errático del modelo por

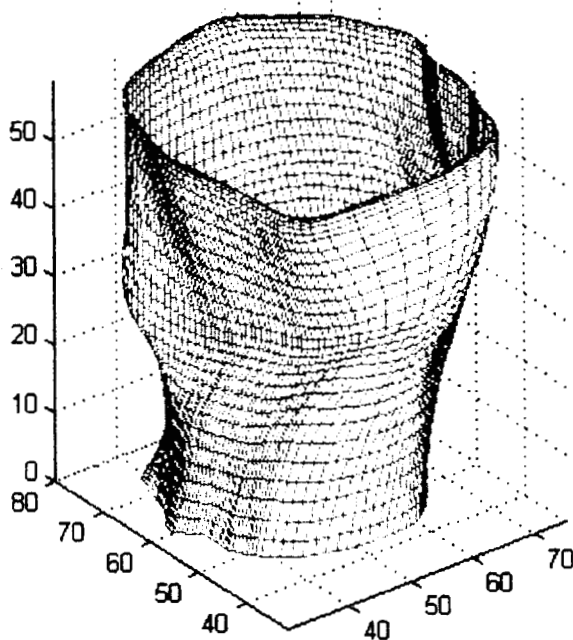


encontrarse en el borde, además este volumen no fue interpolado por lo que el ajuste de la superficie se hizo con 14 cortes tomográficos. Como se ha descrito anteriormente en términos generales la superficie calculada sobrestima la estructura de la tráquea, en el caso de análisis de la estenosis, se arrojarán resultados que subestiman la severidad de la afección.



**Figura 23. Estudio Estenosis. Imágenes 7, 10 11 y 14 del estudio. En blanco se muestra el conjunto inicial de los puntos de control y en rojo el conjunto de puntos resultantes.**

En la siguiente figura se muestra el modelo de malla de la superficie calculada.



**Figura 24. Modelo de malla de la superficie calculada para el estudio Estenosis**

## Comparación con los modelos de Kass, et al y Cohen-Cohen

Los volúmenes de estudios de TAC también fueron segmentados reproduciendo la formulación de Kass, et al, esto es, haciendo la segmentación en dos dimensiones para cada una de las imágenes del volumen, los parámetros de error se muestran en el cuadro 9, en este mismo contexto se aplicó el modelo propuesto basado en la interpolación con splines cúbicos naturales, considerando el caso bidimensional para cada una de las imágenes del modelo. Los parámetros de error obtenidos se muestran en el cuadro 10.

Estudio JF								
Parámetro	DMC	$\Delta h$	$\Delta k$	A	$h_r$	$\Delta h_{IBD}$	$k_r$	$\Delta k_{IBD}$
Media	3.0011	0.4905	0.8781	0.1200	22.9988	0.8074	57.2227	-0.5329
Desv. Est.	1.0342	0.4132	0.7658	0.0297	1.4108	1.4099	6.2195	1.3275
Parámetro	$SL_r$	$\Delta SL_{IBD}$	$Vx_r$	$\Delta Vx_{IBD}$	$Vy_r$	$\Delta Vy_{IBD}$		
Media	1.6E-5	7.3E-4	0.0026	-0.0026	0.0022	-0.0019		
Desv. Est.	3.0E-4	7.1E-4	8.9E-4	5.4E-4	2.7E-4	0.0013		
Estudio Estenosis								
Parámetro	DMC	$\Delta h$	$\Delta k$	A	$h_r$	$\Delta h_{IBD}$	$k_r$	$\Delta k_{IBD}$
Media	9.92	2.11	2.75	0.06	52.70	0.49	58.00	-0.73
Desv. Est.	3.28	1.89	3.08	0.02	2.06	2.16	4.16	4.10
Parámetro	$SL_r$	$\Delta SL_{IBD}$	$Vx_r$	$\Delta Vx_{IBD}$	$Vy_r$	$\Delta Vy_{IBD}$		
Media	1.5E-4	-3.2E-4	0.0103	-0.0090	0.0127	-0.0111		
Desv. Est.	4.4E-4	0.0028	0.0026	0.0038	0.0052	0.0048		

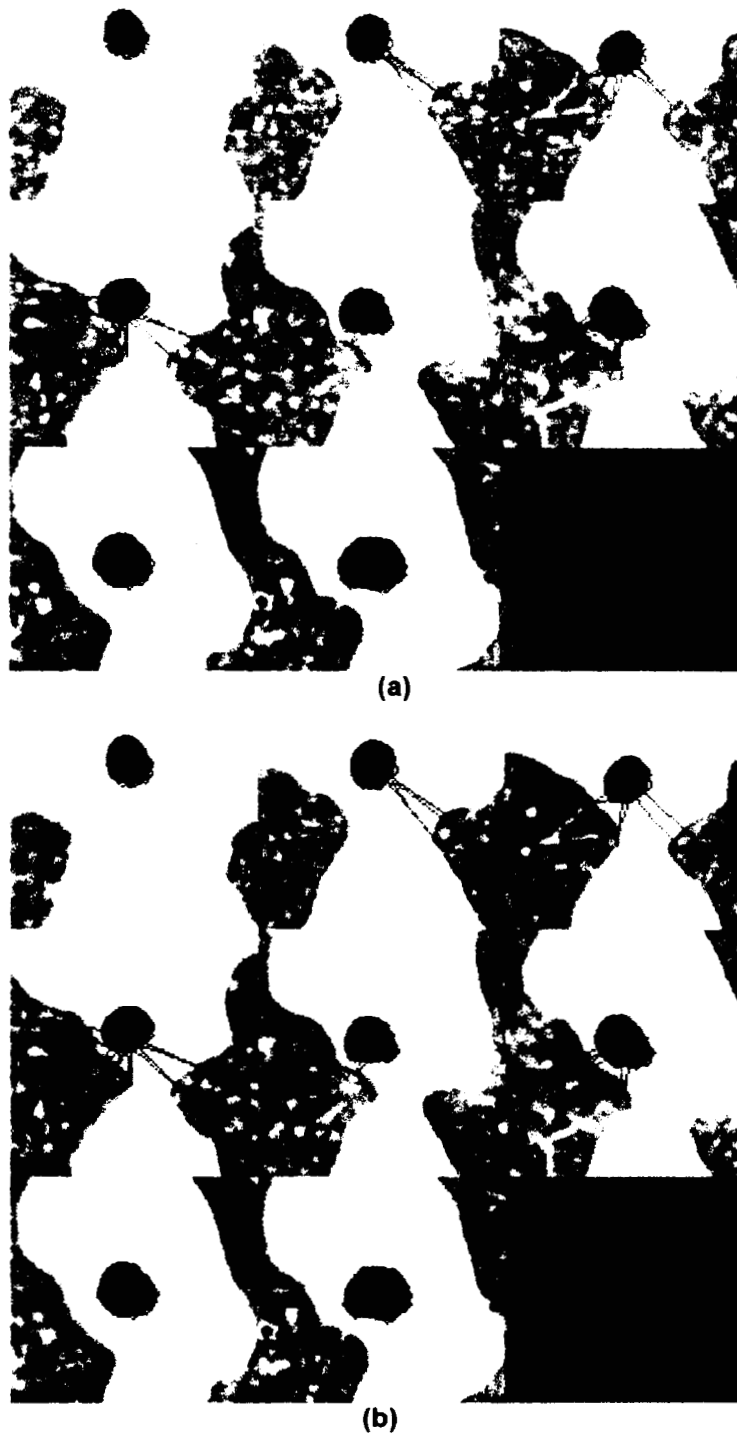
**Cuadro 9. Parámetros de error para los estudios de TAC para el modelo propuesto por Kass et al. Arriba: estudio JF, Abajo: estudio Estenosis**

Estudio JF								
Parámetro	DMC	$\Delta h$	$\Delta k$	A	$h_r$	$\Delta h_{IBD}$	$k_r$	$\Delta k_{IBD}$
Media	2.03	0.68	0.68	0.09	23.0	0.71	57.2	-0.11
Desv. Est.	0.90	0.41	0.67	0.02	1.41	1.30	6.21	2.16
Parámetro	$SL_r$	$\Delta SL_{IBD}$	$Vx_r$	$\Delta Vx_{IBD}$	$Vy_r$	$\Delta Vy_{IBD}$		
Media	1.6E-5	5.7E-4	2.6E-3	-1.8E-3	2.2E-3	-1.9E-3		
Desv. Est.	0.0003	0.0006	0.0008	0.0011	0.0002	0.0009		
Estudio Estenosis								
Parámetro	DMC	$\Delta h$	$\Delta k$	A	$h_r$	$\Delta h_{IBD}$	$k_r$	$\Delta k_{IBD}$
Media	3.59	1.32	1.01	0.072	52.7	-0.019	58.0	-4.09
Desv. Est.	1.48	0.98	0.92	0.020	2.06	2.27	4.16	2.40
Parámetro	$SL_r$	$\Delta SL_{IBD}$	$Vx_r$	$\Delta Vx_{IBD}$	$Vy_r$	$\Delta Vy_{IBD}$		
Media	1.5E-4	1.4E-4	0.010	-6.7E-3	0.012	-0.013		
Desv. Est.	0.0004	0.0023	0.0025	0.0030	0.005	0.007		

**Cuadro 10. Parámetros de error para los estudios de TAC para el modelo propuesto en dos dimensiones. Arriba: estudio JF, Abajo: estudio Estenosis**

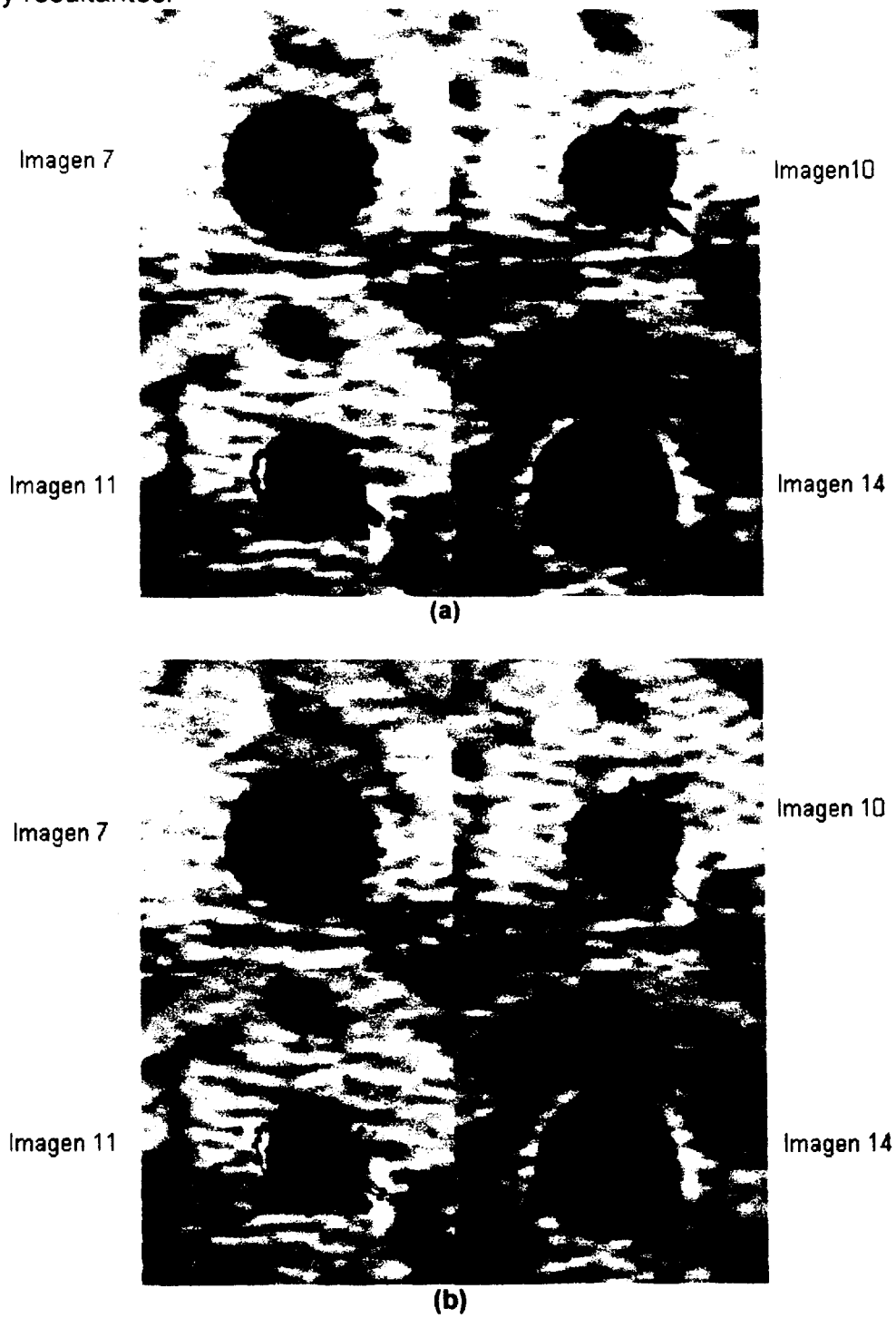
En la figura 25 se muestran los contornos iniciales y calculados para ambos métodos aplicados al estudio JF. Se puede observar que el modelo propuesto es capaz de recuperar el borde deseado a pesar de que en la inicialización existieron puntos de control fugados, sin embargo, el modelo de Kass, et al no pudo en todos los casos compensar este defecto de la inicialización, también puede observarse que en

términos generales el modelo propuesto suaviza el borde deseado, y en este estudio, además lo subestima [34].



**Figura 25. Estudio JF. (a) Contornos inicial y calculado aplicando modelo de Kass et al[14]. (b) Contornos inicial y calculado aplicando el modelo propuesto basado en interpolación con splines cúbicos naturales. En verde se muestra contorno inicial, en rojo se muestra el contorno calculado.**

De igual manera, en el cuadro 9 se muestran los parámetros de error cuantificados para el resultado de aplicar los modelos de Kass et al y el propuesto al estudio Estenosis. En la figura 26 se muestran algunas imágenes del estudio y los contornos iniciales y resultantes.



**Figura 26. Estudio Estenosis, imágenes 7, 10, 11 y 14. (a) Contornos inicial y calculado aplicando modelo de Kass et al[14]. (b) Contornos inicial y calculado aplicando el modelo propuesto basado en interpolación con splines cúbicos naturales. En verde se muestra contorno inicial, en rojo se muestra el contorno calculado**

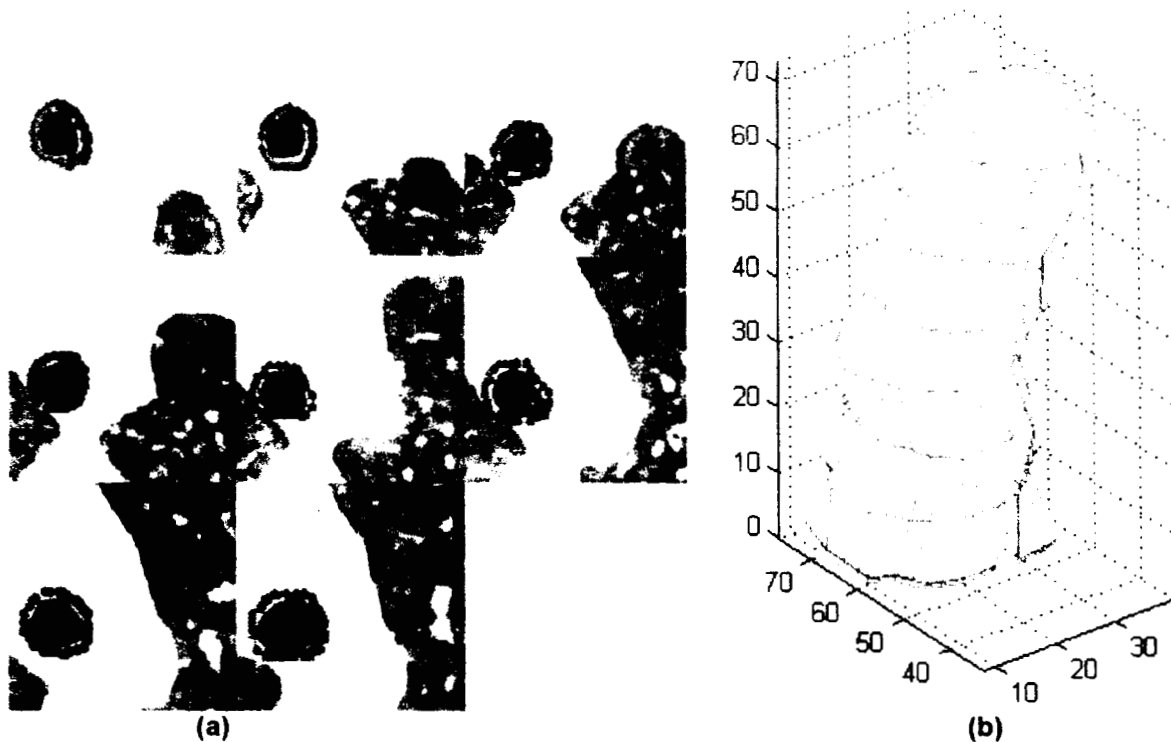
Como puede observarse tanto en las imágenes como las magnitudes de los parámetros de error, el modelo propuesto obtiene un mejor desempeño que el modelo propuesto por Kass et al, salvo las consideraciones de suavizado del borde y subestimación del mismo; es posible notar también que para el caso bidimensional los parámetros de error del modelo propuesto son considerablemente mejores que para los resultados obtenidos con la extensión tridimensional, discutidos previamente. La explicación de esta diferencia puede residir en la falta de información que presenta el eje Z en la mayoría de los casos (voxeles anisotrópicos), la homogeneidad de la información en esta misma dimensión Z, que repercute en la creación de zonas donde la energía externa del modelo,  $E_{ext}(v) = -\gamma(s, r) \|G * I(v(s, r))\|$  es prácticamente nula, y por último, el hecho de que en las tres dimensiones, al menos en el tipo de estructura que en este caso se desea segmentar, como es la tráquea que representa una superficie abierta y que se extiende a lo alto de todo el volumen de imágenes, se presenta un artefacto de frontera que introduce un error en la estimación de la superficie deseada.

En el caso de las superficies activas, el método de segmentación usado en este trabajo como referencia fue el propuesto por Cohen y Cohen, de tal forma que los estudios JF y Estenosis fueron segmentados con éste método para hacer una comparación de este resultado con el obtenido con el método propuesto. En el cuadro 11 se muestran los parámetros de error para los resultados del método de Cohen y Cohen para ambos estudios.

Estudio JF								
Parámetro	DMC	$\Delta h$	$\Delta k$	A	$h_r$	$\Delta h_{IBD}$	$k_r$	$\Delta k_{IBD}$
Media	4.44	0.57	0.80	0.83	23.0	-0.82	57.2	0.16
Desv. Est.	0.72	0.50	0.58	0.12	1.41	0.80	6.21	0.99
Parámetro	$SL_r$	$\Delta SL_{IBD}$	$Vx_r$	$\Delta Vx_{IBD}$	$Vy_r$	$\Delta Vy_{IBD}$		
Media	1.6E-5	-3.3E-4	2.6E-3	-3.8E-3	2.2E-3	-4.6E-3		
Desv. Est.	0.0003	0.0005	0.0008	0.0007	0.0002	0.0008		
Estudio Estenosis								
Parámetro	DMC	$\Delta h$	$\Delta k$	A	$h_r$	$\Delta h_{IBD}$	$k_r$	$\Delta k_{IBD}$
Media	7.78	2.36	2.80	0.21	52.7	-0.16	58.0	1.77
Desv. Est.	2.04	2.15	3.03	0.09	2.06	2.48	4.16	3.93
Parámetro	$SL_r$	$\Delta SL_{IBD}$	$Vx_r$	$\Delta Vx_{IBD}$	$Vy_r$	$\Delta Vy_{IBD}$		
Media	1.5E-4	-2.2E-3	1.0E-2	-1.0E-2	1.2E-2	-1.1 E-2		
Desv. Est.	0.00044	0.0031	0.0025	0.0037	0.0051	0.0047		

**Cuadro 11. Parámetros de error para los estudios de TAC para el modelo propuesto por Cohen-Cohen. Arriba: estudio JF, Abajo: estudio Estenosis**

En la figura 27 se muestran los contornos iniciales y calculados para el estudio JF y el modelo de malla de la superficie calculada por el método de Cohen y Cohen.



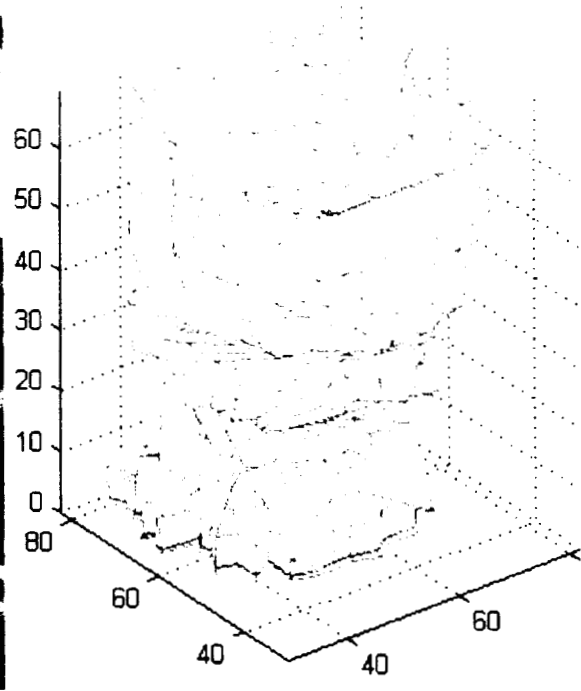
**Figura 27- Estudio JF resultado del modelo de Cohen-Cohen[29]. (a) Contornos iniciales y calculados, En verde se muestra el contorno inicial, en rojo se muestra el contorno resultante. (b) Modelo de malla de la superficie calculada por el modelo de referencia.**

En la figura 28 se muestran algunas imágenes con sus contornos iniciales y calculados para el estudio Estenosis, así como el modelo de malla de la superficie calculada por el método de Cohen y Cohen.

Se puede observar en ambos estudios que el modelo de Cohen-Cohen, prácticamente se queda en la misma superficie inicial, es importante señalar que para el estudio JF los parámetros se miden respecto a las ocho imágenes que el experto segmentó, sin embargo el ajuste del modelo se hizo con el volumen de imágenes interpolado, para reducir el artefacto por la escasa resolución en el eje Z. En el estudio Estenosis se trabajó sólo con las 14 imágenes originales, sin embargo el resultado obtenido es equivalente, la superficie activa de Cohen-Cohen prácticamente no se movió de la definición inicial.



(a)



(b)

**Figura 28. Estudio Estenosis, resultado del modelo de Cohen-Cohen[29]. (a) Contornos iniciales y calculados, En verde se muestra el contorno inicial, en rojo se muestra el contorno resultante. (b) Modelo de malla de la superficie calculada por el modelo de referencia.**

## Conclusiones

En este trabajo se ha presentado una propuesta diferente para la formulación de los contornos y superficies activas, basada en la incorporación de la expresión analítica de las derivadas del contorno o superficie en la expresión de la energía interna asociada al contorno o superficie activas. La expresión analítica se fundamenta en una interpolación con splines cúbicos naturales del contorno deseado. Así mismo, se ha presentado la aplicación de este modelo a la segmentación de la tráquea en estudios de TAC de cuello y tórax, con el objetivo de proporcionar información cuantitativa confiable para la caracterización de estenosis traqueal.

En los resultados presentados respecto al desempeño del modelo tanto en imágenes simuladas como en imágenes de estudios de TAC, se observa que el modelo propuesto muestra un mejor desempeño que los métodos de referencia empleados (métodos de Kass, et al y Cohen-Cohen) en términos de generar un contorno o superficie más cercanos en localización y forma geométrica hacia el contorno o superficie deseado que los resultados entregados por los otros métodos referidos.

En general, es importante señalar que en ambos casos, el modelo bidimensional arroja mejores resultados que para el modelo tridimensional debido a factores tales como: diferente resolución espacial, efectos de borde, homogeneidad de información en eje z, etc. Estos aspectos han sido discutidos en el capítulo anterior, sin embargo es en este sentido en donde es posible mejorar el rendimiento del modelo de superficies activas, esto es, para la obtención de resultados con menor error, es conveniente:

- a) Definir voxeles isotrópicos
- b) Garantizar la mejor resolución espacial posible

En el caso de la segmentación de estructuras como la tráquea, que se representa con una superficie abierta, se generará siempre un error causado por el efecto de frontera de dicha superficie, por lo que los incisos arriba mencionados, pueden ayudar a disminuir la región frontera afectada.

Otro aspecto relevante del modelo propuesto es que en lo general tiene una tendencia a suavizar el contorno o superficie buscadas. Mientras se tenga mayor densidad de puntos de control, menor es el efecto de suavizado en esa región; esto nos lleva a elevar el costo del modelo, puesto que a mayor tamaño del conjunto de puntos de control, se genera un mayor gasto computacional que puede resultar demasiado costoso para la aplicación. Por otro lado es difícil encontrar un valor óptimo de densidad de puntos si la superficie a segmentar es geoméricamente irregular, es decir presenta regiones de curvatura suave seguida



por regiones de curvatura pronunciada. Un supuesto fundamental tanto de los métodos referidos como el propuesto es que los puntos de control se encuentren equiespaciados, por lo que una alternativa al problema de la densidad de puntos, es aplicar un procedimiento que determine las características geométricas de la región y en función de ello ajuste localmente la densidad de puntos. Tal es el caso de los trabajos propuestos por Lobregt y Viergever [35] quienes proponen una técnica de re-muestreo de los puntos de control, basada en la comparación de la distancia entre puntos de control consecutivos respecto a una distancia mínima y máxima permisible, definidos estos límites por el usuario, de tal forma que al paso de las iteraciones es posible eliminar puntos intermedios cuando la distancia entre tres puntos consecutivos sea pequeña, o bien, agregar un punto intermedio cuando la distancia entre dos puntos consecutivos sea demasiado grande. Sin embargo, Marín-Hernández, et al [36] abordan el problema incluyendo un término más para la energía interna; proponen asignar una carga eléctrica constante sobre el contorno, con el objetivo de generar una fuerza eléctrica entre cualquier par de puntos del contorno, basados en un principio de distribución de carga eléctrica, esperan que en regiones de diferente curvatura la densidad de carga eléctrica se distribuya proporcionalmente; así cuando se alcanza el equilibrio, los puntos de control del contorno forman cúmulos donde la curvatura es alta y no se dispersan por todo el borde. Para salvar la suposición de equidistancia entre puntos de control, en el modelo basado en la interpolación con splines cúbicos naturales es posible plantear una interpolación regional con diferente resolución señalada ésta por los cambios de densidad de puntos de control.

Una dificultad constante presente en cualquier formulación de contornos o superficies activos es la definición del contorno o superficie inicial. En este trabajo se propuso utilizar el resultado de filtrar el volumen de imágenes con el operador de Canny y tomar de ahí una muestra de los bordes resaltados. Este método semiautomático y un algoritmo de ordenamiento radial funcionó adecuadamente para los casos cuyo contorno a segmentar fuera regular geométricamente y convexo, tal es el caso de la tráquea en imágenes axiales de tomografía, aún en los casos de estenosis severa, como se observó en los resultados mostrados en el capítulo anterior; sin embargo, si la aplicación del modelo se deseara hacer extensiva a la segmentación de otro tipo de estructuras, el uso del algoritmo de ordenamiento radial no es adecuado y debe implantarse otro procedimiento que permita ordenar los puntos de control iniciales, este fue el caso del volumen simulado mostrado en este trabajo, cuya región de interés que llamamos pseudo-vía aérea, tiene la forma de una media luna. En el proceso de convergencia de la superficie activa, el orden espacial de los puntos de control iniciales se preserva.

Retomando el aspecto de la convergencia de la superficie activa, para el modelo propuesto se empleó solamente como término de la energía externa la información del gradiente del volumen de imágenes calculado con base en la derivada de una gaussiana. Es posible que al agregar más términos en la energía externa la convergencia mejore. Tal puede ser el caso de agregar información de textura u otra información que incorpore conocimiento previo sobre la región en donde se localiza la superficie. Para compensar el efecto de subestimar el borde deseado,

en el caso de dos dimensiones por ejemplo, es posible agregar en la energía externa un término de *inflado* como lo propusieron Cohen- Cohen.

Respecto a la aplicación clínica del método de segmentación propuesto, el resultado de la segmentación tridimensional de la tráquea, genera un modelo de malla de la estructura que facilita la reconstrucción en 3D y su posterior manipulación, ya sea para la magnificación de la vista, su rotación o bien obtener secciones de la tráquea en diferentes planos con los que originalmente, en los estudios de TAC no se contaba. De igual forma, es posible construir perfiles traqueales de área transversal o perímetro que permitan hacer una valoración cuantitativa más confiable sobre un caso de estenosis traqueal. Es necesario antes de liberar el sistema de caracterización de obstrucción traqueal (SCOT) para uso clínico, evaluar el error total del mismo, a partir de un estudio controlado con un volumen sintético de referencia, empleado en imagenología para calibración de tomógrafos particularmente en estudios de vías aéreas. Con esta información será posible comparar el desempeño completo del modelo propuesto con los métodos de segmentación de tráquea reportados en la literatura.

Como se mencionó anteriormente, es posible agregar al modelo propuesto, términos adicionales que guíen particularmente el proceso de convergencia de la superficie o contornos activos, de tal forma que para el caso de las vías aéreas pueda extenderse la segmentación de la tráquea hacia la laringe o bien hacia el árbol bronquial.

Por otro lado, es posible extender tanto el método de segmentación de contornos o superficies activos a otro tipo de imágenes y problemas clínicos, ajustando en cada caso los parámetros del modelo [37], la metodología de representación y manipulación de la estructura segmentada y su cuantificación a otras aplicaciones clínicas como el cálculo de volumen de eyección ventricular en estudios cardiográficos o el cálculo indirecto de volúmenes espiratorios e inspiratorios en pruebas pulmonares.

A manera de resumen, se puede concluir que en este trabajo se han hecho básicamente dos propuestas, una referida a la formulación del modelo de los contornos activos y otra en el sentido de una aplicación clínica particular. Se han discutido los resultados obtenidos y las perspectivas de ambas propuestas, lo que significa que sólo se ha concluido una etapa de investigación, y es necesaria la continuación del trabajo de evaluación, extensión y crítica de dichas propuestas para generar una contribución clara al campo de la segmentación por contornos de las imágenes médicas.

## Referencias

- [1] Gardner, W., Osburn, W. Anatomía Humana. 3a edición. Ed. Interamericana. 1985. México. Cap. 9.
- [2] Chi-Lem, G., González, R., Orozco, V., Escobedo, D., Pérez-Padilla, R. Utilidad de las mediciones acústicas del sonido traqueal en el diagnóstico y seguimiento de la estenosis traqueal. Proyecto de investigación INER. 1998.
- [3] Fishman, A.P. Tratado de Neumología. McGraw Hill. 1983. pp: 466-478.
- [4] Macdonell, S. Asistencia Respiratoria. Ed. Salvat. 1980. pp: 274-296.
- [5] Eicher S.A. Bening Tracheal Stenosis. Grand Rounds Archives at Baylor. 1991. URL: [www.bcm.tmc.edu/oto/grand/61591.html](http://www.bcm.tmc.edu/oto/grand/61591.html)
- [6] Locicero, J., Costello, R., Campos, Ch., Francalancia, N., Dushay, Km., Silvestri, R., Zibrak, J. Spiral CT with multiplanar and three-dimensional reconstructions accurately predicts tracheobronchial pathology. Ann Thorac. Surg. 1996, 62:811-817.
- [7] Mogavero, N.G., Conces, D.J., Kopecky, K.K. Spiral CT evaluation of the trachea and bronchi. Journal of Computer Assisted Tomography. 1994, 18(4):552-554..
- [8] Sagy, M., Poustchi-Amin, M., Nimkoff, L., Silver, D., Shikowitz, M., Leonidas, J.C. Spiral Computed tomographic scanning of the chest with three dimensional imaging in the diagnosis and management of paediatric intrathoracic airway obstruction. Thorax, 1996. 51:1005-1009.
- [9] Gonzalez, R.C., Woods, R.E. Tratamiento Digital de Imágenes. Addison-Wesley. 1996. pp- 447-522.
- [10] Russ, J.C. The Image Processing Handbook. 2nd. edition. CRC Press. 1995. pp: 347-406.
- [11] Brown, M.S., Mcnitt-Gray, M.F., Mankovich, N.J., Goldin, J.G., Hiller, J., Wilson, L.S., Aberle, D.R. Method for segmenting chest CT image data using an anatomical model: preliminary results. IEEE Trans Medical Im 1997. 16(6): 828-839.
- [12] Canny, J.A. A Computational Approach to Edge Detection. IEEE Trans. Pattern An. Machine Intelligence. 1986. PAMI-8 (6):679-698.

- [13] Marr, D., Hildreth, E. Theory of Edge Detection. Proc. Roy. Soc. Lond. 1980, B207:187-217.
- [14] Kass, M., Witkin, A., Terzopoulos, D. Snakes: Active contour models. Proc. 1st International Conf. Computer Vision. 1987, 1:259-268.
- [15] Hoffman, E.A., Sinak, L.I., Robb, R.A., Ritman, E.L. Noninvasive quantitative imaging of shape and volume of lungs. J. Appl. Physiol.:Respirat Environ Exercise Physiol. 1983. 54 (5):1414-1421.
- [16] Summers, R.M., Feng, D.H., Holland, S.M., Sneller, M.C., Shelhamer, J.H. Virtual Bronchoscopy: Segmentation method for real-time display. Radiology, 1996. 200:857-862.
- [17] Wood, S.A., Zerhouni, E.A., Hoford J.D., Hoffman, E.A., Mitzner, W. Measurement of three dimensional lung tree structures by using computed tomography. J. Appl Physiol. 1995. 79(5) :1687-1697.
- [18] Chiplunkar, R. Reinhardt, J.M., Hoffman, E.A. Segmentation and Quantitation of the primary human airway tree. Presentación en SPIE97.  
URL: [//everest.radiology.uiowa.edu/spie/spie97/paper13rc/spie\\_man.html](http://everest.radiology.uiowa.edu/spie/spie97/paper13rc/spie_man.html)
- [19] Valdés, C.R., Yañez, S.O. Segmentación automática de tráquea en imágenes de TAC. Crecimiento de regiones vs Derivada de una gaussiana. XXII Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica, Ixtapa-Zihuatanejo, Guerrero, México. Noviembre. 1999.
- [20] Reinhardt, J.M., D'Souza, N.D., Hoffman, E. Accurate measurement of intrathoracic airways. IEEE Trans Medical Imaging. 1997, 16(6):820-827.
- [21] Reinhardt, J.M, Park, W., Hoffman, E., Sonka, M. Intra-thoracic airway wall detection using graph search and scanner PSF information. Proc. SPIE Conf. Medical Imaging .1997
- [22] Swift, R.D, Ramaswamy, K., Higgins, W. Adaptive Axes-Generation Algorithm for 3D Tubular Structures. ICIP Proceedings of International Conference on Image Processing. 1997. Vol II: 136-139.
- [23] Cocquerez, J.P., Philipp, S. (editores) Analyse d'images: filtrage et segmentation. Ed. Masson Paris. 1995. pp. 191-210.
- [24] Cohen, L. On Active Contour Models and Balloons. Computer Vision and Image Processing: Image Understanding, 1991, 53(2):211-218.
- [25] Klein, A.K., Amini, A. Quantitative Coronary Angiography with Deformable Spline Models. IEEE Trans. Medical Imaging. 1997. 16(5):468-482.

- [26] Wang, M., Evans, J., Hassebrook, L. Knapp, Ch. A multistage, optimal active contour model. *IEEE Trans. Image Processing*. 1996. 5(11):1586-1591.
- [27] Bartels, R.H, Beaty, J.C., Barsky, B.A. *Mathematiques et CAO 6. B-Splines*. Ed. Hermes. 1988. pp-21-34.
- [28] Nakamura, S. *Métodos Numéricos Aplicados con Software*. Prentice Hall. 1982. pp- 540-548.
- [29] Cohen, L., Cohen, I. Finite Element Methods for Active Contours Models and Balloons for 2-D and 3-D Images. *IEEE Trans. Pattern and Machine Intelligence*. 1993. PAMI-15(11):1131-1147.
- [30] Chalana, V., Linker, D.T., Haynor, D.R., Kim, Y. A Multiple Active Contour Model for Cardiac Boundary Detection on Echocardiographic Sequences. *IEEE Trans. Medical Imaging*. 1996. 15(3):290-298
- [31] Castellanos, N.P., Medina, V. Comparación entre métodos de sombreado para representación de imágenes médicas en 3D. *Mem. XVIII Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica. Rev. Mex Ing. Biomed.* 1995. 16(1):27.
- [32] Booch, G, Rumbaugh, J., Jacobson, I. *The Unified Modeling Language: User Guide*. Addison-Wesley. 1999.
- [33] Castleman, K.R. *Digital Image Processing*. Prentice Hall. 1996. pp. 494-496.
- [34] Valdés, C.R., Yañez, S.O., Medina, V. Trachea Segmentation in CT Images using Active Contours. *Proceedings of the World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering*. Chicago, 2000.
- [35] Lobregt, S., Viergever, M. A Discrete Dynamic Contour Model. *IEEE Trans. Medical Imaging*. 1995. 14(1):12-24.
- [36] Marín-Hernández, A., Ríos-Figueroa, H. Eels: Electric Snakes. *Computación y Sistemas*. 1999. 2(2-3): 87-94.
- [37] Medina, V., Valdés, C.R., Yañez, S.O, Garza, M., Lerallut, J.F. Automatic Initialization for a Snakes-based Cardiac Contour Extraction. *Proceedings of the World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering*. Chicago, 2000.

# APÉNDICE


**SEGMENTACIÓN AUTOMÁTICA DE TRÁQUEA EN  
IMÁGENES DE TAC. CRECIMIENTO DE REGIONES VS  
DERIVADA DE UNA GAUSSIANA.**

*Raquel Valdés C., Oscar Vázquez S.  
UAM-Iztapalapa, CBI, Área FDSIB  
ravc@xanum.uam.mx*

**INTRODUCCIÓN.** La estenosis traqueal es un problema poco frecuente y puede tener una variedad de causas; en estadios tempranos, es frecuente confundir los signos y síntomas con otro tipo de afecciones respiratorias tales como asma y bronquitis crónica. En la aplicación del PDI para la segmentación de imágenes de TAC de tórax de vías aéreas se señala el uso intensivo de la técnica de segmentación automática por crecimiento de regiones (CR) en tres dimensiones, así como el uso eventual de la técnica de segmentación por umbralización de los niveles de gris. El objetivo de este trabajo es comparar la técnica de segmentación por CR y la técnica de detección de bordes que utiliza el operador de la derivada de una gaussiana (DoG), aplicadas ambas al problema de segmentación de la región traqueal en imágenes de TAC.

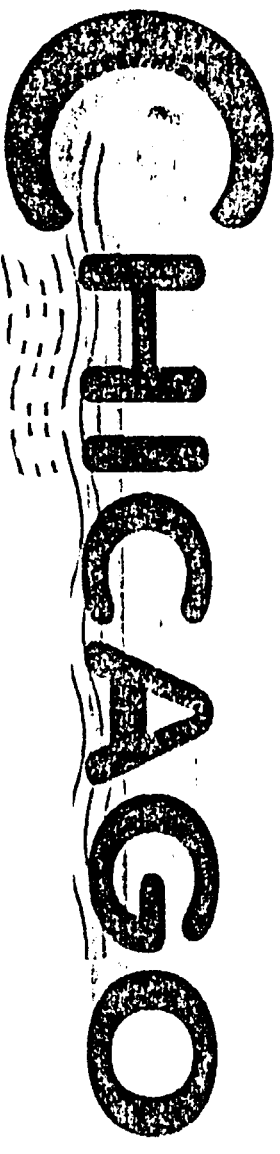
**MÉTODOS.** Se digitalizaron 27 imágenes traqueales, se excluyeron imágenes por debajo de la bifurcación bronquial. Algoritmo CR. Se definió la semilla original en el centro de la imagen. Se utilizó vecindad NB para el crecimiento y el criterio de inclusión fue un umbral de intensidad (intensidad  $< 50$ ). Algoritmo DoG. Se definió el kernel de convolución de tamaño 5x5 y la función gaussiana con media cero y varianza unitaria. Un experto definió sobre las 27 imágenes digitales, el borde real de la región traqueal. Se realizó una interpolación, se utilizó un procedimiento con base en la IDF. Para cada algoritmo se evaluó el error de localización como la distancia media entre el borde estimado y el borde del experto, para cada imagen. También se evaluó la distancia entre el centro geométrico del borde estimado respecto al del experto, para cada imagen. Resultados. Los errores promedio obtenidos fueron:  $X_{CR} = 4.1850 \pm 0.9592$ ,  $X_{DoG} = 4.3810 \pm 0.4958$ ,  $X_{cCR} = 3.4006 \pm 2.1139$ ,  $X_{cDoG} = 6.4727 \pm 2.5316$ .

**DISCUSIÓN.** No se confirmó la mejor localización para DoG. CR subestima el borde. CR es costoso en tiempo de cómputo respecto a DoG, en una relación 20:1.



Digest of Papers of the 2000 World Congress  
on Medical Physics and Biomedical Engineering and  
the Proceedings of the 22nd Annual International Conference  
of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society

**CHICAGO**



**JULY 23-28, 2000**  
**CHICAGO'S NAVY PIER**



# Trachea Segmentation in CT Images using Active Contours

Raquel Valdés<sup>1</sup>, Oscar Yáñez-Suárez<sup>1</sup>, Verónica Medina<sup>1</sup>

## Abstract.

Tracheal stenosis is an uncommon pathology that in early stages is often confused with different respiratory affections by its signs and symptoms. An automatic characterization of the tracheal stenosis requires adequate medical images and efficient segmentation algorithms. In CT images, several algorithms of airway segmentation have been used, such as 3D region growing, thresholding and gray-level profile analysis. In this work a segmentation method for trachea extraction in CT images is proposed. The algorithm is based on an active contour model (SS) formulated by considering the explicit expression of the natural cubic splines and is compared with the original snakes model (OS). In both cases, an automatic definition of the initial contour based on a Canny filter is proposed. Eight images were processed with both algorithms and the results show that the SS model is less sensitive to initial conditions. For this image modality the Canny operator proved to be a good choice to obtain the initial contour. The SS method generates a smoothed version of the tracheal border.

**Keywords:** snakes, trachea segmentation, splines, computed tomography

## 1. INTRODUCTION

Tracheal stenosis is a rare health problem that can be provoked by several causes: congenital, due to a neoplasia, an infection or inflammation. In early stages, its symptoms are frequently confused with other respiratory pathologies, such as asthma or chronic bronchitis. According to the Mexican Health Department [1], chronic and non-specific bronchitis, emphysema and asthma are found among the fifteen main causes of general mortality in Mexico. This indicates that an appropriate characterization of tracheal obstruction is clinically relevant. For this application, the use of automatic and semiautomatic digital image processing techniques has been directed towards the quantification of the tracheal transversal area in different anatomical regions.

In thoracic CT images segmentation, an intensive utilization of three-dimensional region growing methods has been reported, specially for the automatic

segmentation of respiratory airways [2,3,4]. Also, gray level thresholding techniques have been eventually applied for the segmentation [5,6,7], while other approaches include the combination of these methods with the analysis of the gray level profiles along the image rows, to estimate internal and external diameters of the aerial ways in high resolution CT images [8, 9]. In a comparative analysis between the region growing technique and a border detection method based on a derivative of Gaussian (DoG) filtering, an inefficiency was noted in the first method, specially in the computational resources employed. The results of both methods were compared with the border detected by an expert [10].

Automatic segmentation of the trachea in CT images is susceptible to be formulated as a continuous border detection problem, by taking advantage of the high contrast or gradient existing between the intensity of the airway interior and that of the surrounding tissue. The continuous border detection method proposed in this work is the active contour or snakes formulation [11].

In this model, an active contour has been defined as a parametric closed curve ( $v(s)$ ), associated to an energy function described as

$$E_{snake}(v) = \int_a^b (E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s))) ds$$

where:

$$E_{int}(v) = \alpha(s) v'(s)^2 + \beta(s) v''(s)^2$$

$$E_{ext}(v) = E_{imagen} + E_{restriccion}$$

the internal energy term is completely determined by the model defined for the parametric contour ( $v(s)$ ), with smoothing ( $\alpha(s)$ ) and blending ( $\beta(s)$ ) coefficients of the border. On the other side, the external energy term is defined by the data and the segmentation context. Kass, et al proposed as an optimal contour the one that minimizes the associated energy expression. The numerical and evolutive solution to the model is found by solving the Euler-Lagrange system equation:

[12], that is:

$$v'(s) = (\gamma + \Lambda)^{-1} (\gamma v^{(r-1)}(s) - \mathbf{F}(v^{(r-1)}(s)))$$

where:

**A** is a non-invertible banded square matrix that includes the  $\alpha$  and  $\beta$  parameters (constants) of the internal energy. The matrix dimension is defined by the number of control points of the contour.  
**I** is the identity matrix  
**F** represents the external energy gradient  
 $\gamma$  is inversely related to "temporal" resolution of the iterative method

In this formulation, an initial contour and the definition of the  $\alpha, \beta$  y  $\gamma$  parameters is required to start the optimization process [13].

The goals of this work are to segment the tracheal region in thoracic CT images, using active contours with an explicit formulation of the natural cubic splines and to compare the obtained results with a variant of the original formulation of the snakes as proposed by Kass et al.

## II. METHODS

### A. Active Contour Model using Natural Cubic Splines (SS).

In this work, we propose to describe the contour's external energy as a weighted term obtained by applying the Canny operator over the original image. The contour itself is represented in terms of a natural cubic splines interpolation. In this way, the sum of derivatives ( $E_{int}$ ) of the contour can be rewritten in a closed expression as:

$$E_{snake}(v) = E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s))$$

$$E_{int}(v) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(s) v_{Si}^+(s)^2 + \sum_{i=1}^N \beta_i(s) v_{Si}^-(s)^2$$

$$E_{ext}(v) = -\gamma(s) G * I(v(s))$$

where:

**N** is the number of control points  
 $v_{Si}$  denotes the segment between control points  $i$  and  $i+1$   
**G** denotes a bidimensional DoG function with fixed  $\mu$  and  $\Sigma$  parameters  
 $I(v(s))$  are the intensity image values taken at the contour  
 $\gamma(s)$  is a weighting factor for the external energy component in the general snake formulation  
 $**$  denotes a bidimensional convolution

Any segment  $v_{Si}$  can be interpolated with natural cubic splines in the following way [14, 15]:

$$v_{Si}(s) = s \times \mathbf{S} \times v_m$$

Taking the derivative of  $E_{snake}$  with respect to every control point  $v_k$ , the following expression is obtained:

$$\nabla E_{snake} = \mathbf{A}v - \gamma \mathbf{F}$$

where:

**A** is a banded squared matrix with seven non-zero diagonals that still contains the internal energy  $\alpha$  and  $\beta$  constant parameters and supports the splines model. The dimension of this matrix is defined by the number of control points (equally spaced).  
**v** is a vector containing the whole control points set  
**F** is the vector containing the external energy derivative with respect to a control point, evaluated for the whole set.

### B. Energy Minimization

The minimization of the snake energy  $E_{snake}$  was solved by applying the normalized gradient descent method (with step  $\mu$ ), to obtain:

$$v^{(t+1)} = v^{(t)} + \mu \frac{(-\nabla E)}{\|\nabla E\|}$$

$$v^{(t+1)} = v^{(t)} - \mu \frac{\mathbf{A}v^{(t)} - \gamma F(v^{(t)})}{\|\mathbf{A}v^{(t)} - \gamma F(v^{(t)})\|}$$

### C. Initial Contour

The initial set of control points is defined by using an edge detection technique based on DoG filtering [16] with a  $3 \times 3$  Gaussian kernel with fixed parameters ( $\mu=0$  y  $\sigma^2=1$ ). A threshold is then applied to retrieve the desired border and a sample of points is taken as the control points set.

### D. Images

Eight images of the trachea were digitized with a radiographic scanner Lumisys 2000, at a 72 ppi, 8 bit resolution. The images belong to the same airway study and were selected so that the trachea appears before the bronchial bifurcation. The approximate spatial distance between slices is 10mm.

According to the described methods, the present approach includes two significant modifications over the formulation by [11]:

a) An automatic initialization using the Canny operator (see Methods, section C)

b) The external energy term is the negative magnitude of the DoG estimate of the image gradient, given fixed kernel parameters  $\mu$  and  $\Sigma$  [16].

### III. RESULTS

Figure 1 shows the results obtained with the algorithm proposed by Kass et al., taking an initial contour calculated with the Canny operator. The parameters chosen for the algorithm are  $\alpha=0.5$ ,  $\beta=0.5$ ,  $\gamma=75$ , while those used for the DoG operator to compute the external energy were a  $15 \times 15$  kernel size,  $\mu=0$ , and  $\sigma^2=5$ . It can be observed that, in general, the final contour adheres adequately to the image border. However, in those cases where the initial set of control points includes samples located away from the contour of interest, the algorithm is unable to recover their position in the final result (see images 3-6).

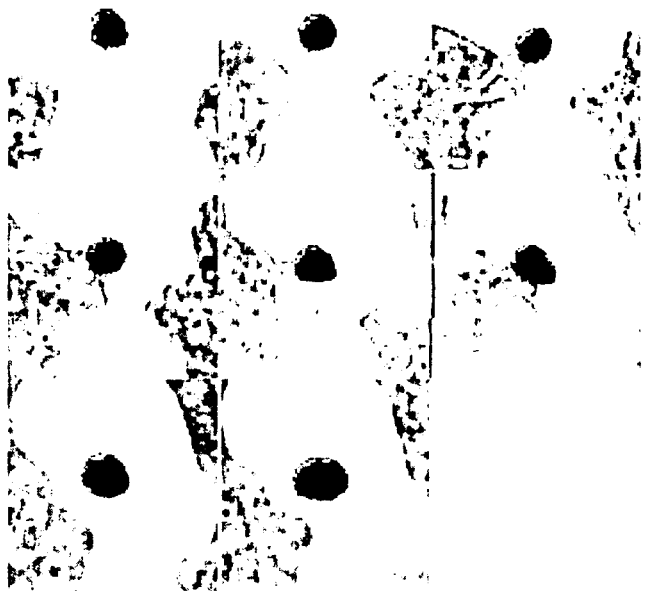


Figure 1. The initial (green line) and final (red line) contours obtained with the Kass et al procedure, for the eight images:  $\alpha=0.5$ ,  $\beta=0.5$ ,  $\gamma=75$ , 250 iterations, contours are interpolated at 200 points, Canny operator: kernel size= $15 \times 15$ ,  $\sigma^2=5$

Figure 2 shows the initial and final contours obtained with the SS algorithm, taking an initial contour obtained with a Canny operator. The parameters chosen for the algorithm are  $\alpha=0.05$ ,  $\beta=0.05$ ,  $\gamma=20$ ,  $\mu=0.25$ ; the constants used for the DoG operator to compute the external energy were  $15 \times 15$  kernel size,  $\mu=0$ ,  $\sigma^2=5$ . It can be seen that the final contour is adhered to the tracheal border, even in those cases where there are control points in the initial contour that are not neighbouring the region of interest. The final contour is clearly smoothed and rounded due to the cubic splines effect.



Figure 2. Initial (green line) and final (red line) contours obtained using the splines approach (SS), for the eight images:  $\alpha=0.05$ ,  $\beta=0.05$ ,  $\gamma=20$ ,  $\mu=0.25$ , contours are interpolated at 200 points, Canny operator: kernel size= $15 \times 15$ ,  $\sigma^2=5$

The formulation based on cubic splines allows a better control of the contour evolution while searching the optimal border and it proves to be less sensitive to the initialization than the Kass et al model. However, the resulting contour represents a smoothed version of the desired border, that was generally underestimated. The parameters chosen for the DoG Canny's operator are critical to the algorithm's performance and must be carefully tuned for a particular application.

The initial contour definition using the Canny operator seems adequate for this type of images, where the ROI presents a high contrast between airways and neighbouring tissue. In high resolution CT images it is possible to detect both the internal and external tracheal contours.

Using the set of final contours for each CT slice it is possible to build a wireframe model to obtain a three-dimensional reconstruction of the tracheal structure. Figure 3 shows the 3D object together with the transversal profiles, diameter and approximate perimeter measured in the structure's length.

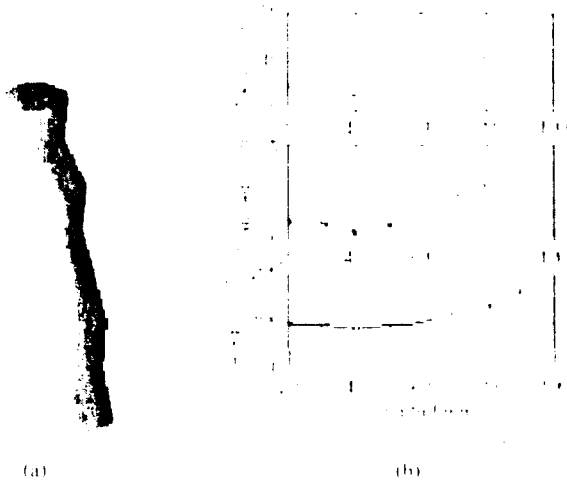


Figure 3. (a) 3D reconstruction of the trachea using the final contours obtained with the SS algorithm. (b) Perimeter, diameter and transversal area profile, measured at the trachea's length.

#### IV. CONCLUSIONS

A segmentation method for trachea extraction in CT images, based on an active contour model with explicit use of natural cubic splines has been presented. The method incorporates the automatic definition of the initial contour based on a DoG filter. Results show that this model is less sensitive to initial conditions than traditional snake-based models. Further, for this image modality, the Canny operator proved to be a good choice to obtain the initial contour.

It seems convenient to test the SS algorithm in different image modalities and with other geometries of the searched contour, in order to estimate its adaptation capabilities to more abrupt shapes. The border underestimation problem can be solved if an inflating force is introduced in order to compensate for the DoG's  $\Sigma$  effect in the external energy component.

With the extension of the SS algorithm to 3D [17] this method will be able to generate a 3D surface starting from the segmentation step.

#### ACKNOWLEDGEMENTS

Images for this work have been provided by the National Institute for Respiratory Diseases, INER, México. R. Valdés is supported by the National Council of Science and Technology, CONACyT, México.

- [1] URL: [www.ssa.gov.mx/prof/estadis](http://www.ssa.gov.mx/prof/estadis)
- [2] SUMMERS, R.M., FENG, D.H., HOLLAND, S.M., SNELLER, M.C., SHIFFHAMER, J.H. Virtual Bronchoscopy: Segmentation method for real time display. *Radiology*, 1996. 200:857-862.
- [3] CHITLUNKAR, R., REINHARDT, J.M., HOFFMAN, E.A. Segmentation and Quantitation of the primary human airway tree. *Presentación en SPIE'97*.  
URL: [//everest.radiology.uiowa.edu/spic/spic97/paper13rc/spic\\_man.html](http://everest.radiology.uiowa.edu/spic/spic97/paper13rc/spic_man.html)
- [4] WOOD, S.A., ZERHOUDI, E.A., HOLORD, J.D., HOFFMAN, E.A., MIZNER, W. Measurement of three dimensional lung tree structures by using computed tomography. *J. Appl Physiol*, 1995. 79(5):1687-1697.
- [5] SAGY, M., POUSTCHI AMIN, M., NIMKOFFEL, SILVER, D., SHIKOWITZ, M., LEONIDAS, J.C. Spiral Computed tomographic scanning of the chest with three dimensional imaging in the diagnosis and management of paediatric intrathoracic airway obstruction. *Thorax*, 1996. 51:1005-1009.
- [6] HOFFMAN, E.A., SINAK, I.J., ROBB, R.A., RITMAN, E.L. Noninvasive quantitative imaging of shape and volume of lungs. *J. Appl Physiol Respir Environ Exercise Physiol*, 1983. 54(5):1414-1421.
- [7] MOGAVERO, N.G., CONCEP, D.J., KOPECKY, K.K. Spiral CT evaluation of the trachea and bronchi. *Journal of Computer Assisted Tomography* 18(4):552-554, 1994.
- [8] REINHARDT, J.M., D'SOUZA, N.D., HOFFMAN, E. Accurate measurement of intrathoracic airways. *IEEE Trans Medical Imaging* 16(6):820-827, 1997.
- [9] REINHARDT, J.M., PARK, W., HOFFMAN, E., SONKA, M. Intrathoracic airway wall detection using graph search and scanner PSF information. *Proc. SPIE Conf. Medical Imaging*, 1997.
- [10] VALDES, C.R., YAÑEZ, S.O. Segmentación automática de tráquea en imágenes de TAC. Crecimiento de regiones vs Derivada de una gaussiana. XXII Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica, Ixtapa Zihuatanejo, Guerrero, México, Noviembre, 1999.
- [11] KASS, M., WITKIN, A., TERZOPOULOS, D. Snakes: Active contour models. *Proc. 1<sup>st</sup> International Conf. Computer Vision*, 1:259-268, 1987.
- [12] COCQUEREZ, J.P., PHILIPP, S. (editores) *Analyse d'images: filtrage et segmentation*. Ed. Masson Paris, 1995. pp. 191-210.
- [13] COHEN, L. On active contour models and balloons. *Computer Vision and Image Processing: Image Understanding*, 53(2):211-218, 1991.
- [14] NAKAMURA, S. *Métodos Numéricos Aplicados con Software*. Prentice Hall México, pp. 540-548, 1982.
- [15] BARTELS, R.H., BEATY, J.C., BARSKY, B.A. *Mathématiques et CAO 6. B-Splines*. Ed. Hermes, Paris, Pp. 21-34, 1988.
- [16] CANNY, J.A. A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Trans. Pattern An. Machine Intelligence*, 1986. PAMI-8 (6):679-698.
- [17] COHEN, L., COHEN, I. Finite element methods for active contours models and balloons for 2-D and 3-D images. *IEEE Trans. Pattern and Machine Intelligence*, PAMI-15(11):1131-1147, 1993.

<sup>1</sup>México. Universidad Autónoma Metropolitana-Iztapalapa. CBI. Área PDSIB. Email: [rayc@xanum.uam.mx](mailto:rayc@xanum.uam.mx)

# Automatic Initialization for a Snakes-Based Cardiac Contour Extraction

Verónica Medina B.<sup>1</sup>, Raquel Valdés C.<sup>1</sup>, Oscar Yañez-Suárez<sup>1</sup>,  
María Garza-Jinich<sup>2</sup>, Jean-François Lerallut<sup>3</sup>

**Abstract.** Segmentation of cardiac structures has a great impact in the quantification of parameters indicative of heart function. The preferred technique for this segmentation is based on edge detection, where deformable models have extensively been used to obtain cardiac cavities contours. This work proposes two alternatives to the traditionally used active model. The first consists of a pre-segmentation algorithm to automatically obtain an initial contour, while the second is a snakes formulation taking into account the explicit analytical expression of the natural cubic splines. The algorithms were tested by comparing their performance in two types of MRI cardiac sequences and the obtained results were compared with the manual tracing of contours as defined by an expert.

**Keywords:** snakes, splines, cardiac segmentation, deformable models

## I. INTRODUCTION

Segmentation and extraction of cardiac structures from heart images has been of great importance in the quantification of indicative parameters of cardiac pathologies. In particular, the growing utilization of magnetic resonance for the study of the heart has promoted the introduction of several segmentation and quantification techniques, in order to obtain automatic methods for the analysis of relevant cardiac parameters.

Up to now, the segmentation algorithms that have shown the best results for cardiac cavities extraction are based on edge detection procedures. Many approaches based on deformable models have been developed. However, a still unsolved problem with this methodology is its dependence on the model's parameters and on initial conditions. This last problem has traditionally been solved with a manual intervention by the expert, which difficults a fully automatic implementation of snake-based algorithms. Several procedures have been proposed in order to automatically define a ROI and provide an initial contour to the deformable model: in particular, the movement between successive slices has been used [1] or a pre-segmentation based in a fuzzy logic procedure [2].

Our research group has been working on region-based robust segmentation algorithms with application to medical images [3]. We have reported preliminary results

aiming to obtain a pre-segmentation that allows an automatic initialization to active contour algorithms [4]. In this work we propose an algorithm to provide such an initial contour that works together with a different proposed formulation of the snakes procedure. The results are compared with the expert's manual tracing to evaluate two different initialization conditions running under two algorithms. The algorithms' performance was also tested for two types of MR sequences to appreciate their dependence to different noise conditions.

## II. METHODS

### A. Active Contour Model

An active contour has been defined as a parametric closed curve  $(v(s))$ , associated to an energy function described as [5]:

$$E_{snake}(v) = E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s))$$

The external energy represents information drawn from the image, such as borders, edges, lines, and in some cases it includes restrictions, such as inflating forces, control point density, etc [6]. In our case,

$$E_{ext}(v) = -G * I(v(s))$$

where:

$G$  denotes a bidimensional derivative of Gaussian (DoG) function with fixed  $\mu$  and  $\Sigma$

$I(v(s))$  are the intensity image values taken at the contour

The internal energy includes parameters about the contour's behaviour, such as smoothness and bending. The expression for the internal energy is:

$$E_{int}(v) = \int_a^b \alpha(s) |v'(s)|^2 ds + \int_a^b \beta(s) |v''(s)|^2 ds$$

By numerically solving the Euler-Lagrange equations and adding a temporal variation term, the following evolutive expression is obtained:

$$v^t(s) = (\mathcal{A} + \Lambda)^{-1} \left( \gamma v^{t-1}(s) - \begin{bmatrix} \mathbf{F}(v^{t-1}(s)) \\ \mathbf{F}(v^{t-1}(s)) \end{bmatrix} \right)$$

where:

- $\mathbf{A}$  is a non-invertible, banded square matrix [7] that includes the  $\alpha$  and  $\beta$  parameters (constants) of the internal energy. The matrix dimensions are defined by the number of control points of the contour
- $\mathbf{I}$  is the identity matrix
- $F$  represents the external energy gradient
- $\gamma$  is inversely related to "temporal" resolution of the iterative method

### B. Splines Based Active Contour Model

In this proposal the contour is expressed using a natural cubic splines interpolation formulation as follows:

$$E_{int}(v) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(s) v_{s_i}^2 + \sum_{i=1}^N \beta_i(s) v_{s_i}^3$$

$$E_{ext}(v) = -\gamma(s) G ** I(v(s))$$

where:

- $N$  is the number of control points
- $v_{s_i}$  denotes the segment between control points  $i$  and  $i+1$
- $\gamma(s)$  is a weighting factor for the external energy component in the general snake formulation
- \*\* denotes a bidimensional convolution

Any segment  $v_{s_i}$  can be interpolated with natural cubic splines in the following way [8,9]:

$$v_{s_m}(s) = s \times \mathbf{S} \times v_m$$

Replacing the corresponding expressions for the first and second contour derivatives in the energy equation  $E_{snake}$  and taking the gradient related to every control point  $v_k$ , the following expression is obtained:

$$\nabla E_{snake} = \mathbf{A}v - \gamma F$$

where:

- $\mathbf{A}$  is a banded squared matrix with seven non-zero diagonals that still contains the internal energy  $\alpha$  and  $\beta$  parameters and supports the splines model
- $v$  is a vector containing the whole control points set
- $F$  is the vector containing the external energy derivative with respect to a control point, evaluated for the whole set.

The minimization of the snake energy  $E_{snake}$  was solved by applying the normalized gradient descent method (with step  $\mu$ ), to obtain:

$$v^{(r+1)} = v^{(r)} + \mu \frac{(-\nabla E)}{\nabla E}$$

$$v^{(r+1)} = v^{(r)} - \mu \frac{\mathbf{A}v^{(r)} - \gamma F(v^{(r)})}{\mathbf{A}v^{(r)} - \gamma F(v^{(r)})}$$

This formulation, based on the analytical equations of the cubic spline segments, will be referred as Splines-based Snakes or SS in the results section. We have compared this method's performance with the formulation as proposed by Kass et al, where the first and second derivatives are approximated by finite differences (this approach will be referred as Kass in the figures).

### C. Initial Contour

Two methods were proposed for the automatic initialization of the left ventricle border. First an edge detection technique based on a Canny filter is applied to the images [10]. A derivative of Gaussian kernel of 3 x 3 pixels with  $\mu=0$  and  $\sigma^2=1$ , is used to highlight the borders and an adjusted threshold is applied to retrieve the desired border and to take a subset of control points (this method is referred as Canny in the results section). The second procedure is based on a previous region based structures segmentation using an enhanced mode detection (EMD) estimation of the classes contained in the image followed by a labelling procedure based on a region growing approach. The detailed description of this method can be found in [3].

### D. Data Sets

Two data sets covering several spatial slices and cardiac cycle phases and obtained with different sequences were used. This provided us with 4D multislice and multiphase information in order to dynamically analyze the cardiac contours, and allowed us to test the algorithm under different noise and artifact conditions.

The first data set is a spin echo (SE) sequence (64 images) taken in a transversal axis from a healthy subject. The set resolution is 256 x 256 x 8 x 8 (16 bit resolution), corresponding to an element dimension of 1,25mm x 1,25mm x 5mm x 40ms, with a slice thickness of 10mm and FOV of 360mm.

The second set corresponds to a short axis turboFLASH gradient echo (GE) sequence of a healthy subject during apnea. The 4D stack resolution is 256 x 256 x 10 x 7, that in this case corresponds to a 1,37mm x 1,37mm x 10mm x 40ms element resolution. Other acquisition parameters are TR/TE=9ms/6ms, flip angle of 30° and FOV of 360mm.

## III. RESULTS

The combination of the two proposed initialization methods with the described active model formulations gives us four algorithms to be tested: The Kass formulation initialized with the Canny gradient (Kass-Canny) and with the enhanced mode detection algorithm (Kass-EMD); the proposed spline snakes initialized with

the Canny detector (SS-Canny) and with the EMD method (SS-EMD). These four combinations were applied to both experimental data sets.

All errors were measured between the final contour and the left ventricle border manually traced by an expert, as the area in pixels of the region resulting from the XOR combination of the corresponding manual tracing and the algorithm's output regions, normalized by the ROI area. Table 1 shows the mean errors and standard deviations for the available data.

The Kass algorithm was executed with the following parameters:  $\alpha=0.5$ ;  $\beta=0.5$ ; and  $\gamma=100$ , while for the SS method the parameters were  $\alpha=0.05$ ,  $\beta=0.05$ ,  $\gamma=50$  and  $\mu=0.05$ .

Figure 1 shows the final contours obtained for a representative image of the SE sequence, where the red line indicates the manual tracing, while green and blue lines are the algorithms' output as labelled at the top of the images. Figure 2 shows the corresponding results for the GE data set final contours.

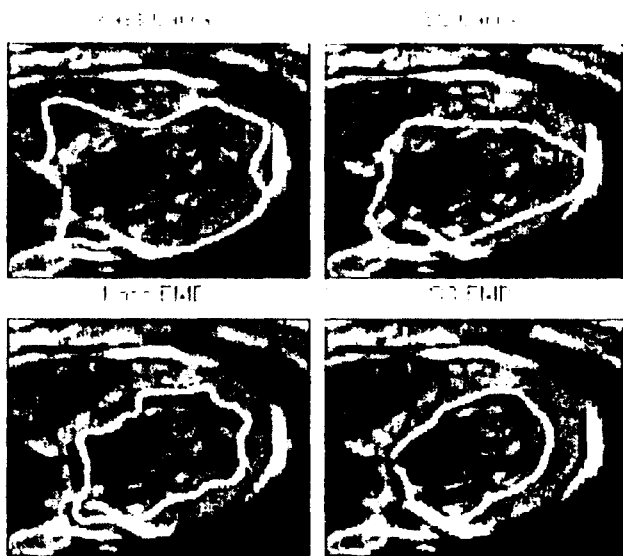


Figure 1. Final contours obtained for the SE sequence. The red line represents the expert's manual tracing, while blue and green lines are the final contour obtained by the corresponding algorithm.

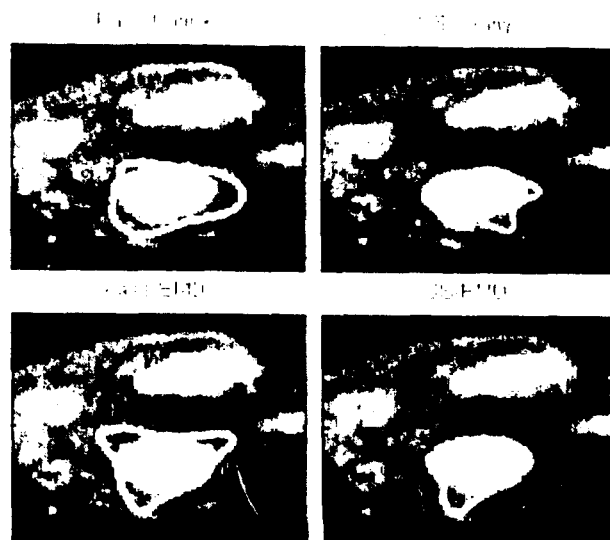


Figure 2. Final contours obtained for the GE sequence. The red line represents the expert's manual tracing, while blue and green lines are the final contour obtained by the corresponding algorithm.

	SE	GE
Kass-Canny	$0.127 \pm 0.048$	$0.033 \pm 0.002$
Kass-EMD	$0.071 \pm 0.008$	$0.038 \pm 0.007$
SS-Canny	$0.097 \pm 0.027$	$0.038 \pm 0.014$
SS-EMD	$0.065 \pm 0.017$	$0.039 \pm 0.008$

Table 1. Mean errors measured between the manual tracing and the algorithm's output.

The results show a better fitting between the final contour and the manual tracing for the GE sequence, for the four tested algorithms. The proposed initialization with the region-based pre-segmentation tends to homogenize the image structures but also to underestimate the cavity border. This indicates that a deformable balloon would give more adequate results. The SS algorithm also sticks to the inner border of the image's gradient (as detected by the Canny filter), so that it also underestimates the desired contour. The filter's variance can be reduced to enhance the resolution, but this implies a smaller step size for the gradient descent.

The SS algorithm systematically gives smoother contours, which could be a problem for abrupt border detection. This problem could be overcome by taking a larger number of control points or by applying a piecewise refinement of the contour sections.

#### IV. CONCLUSIONS

The proposed initialization procedure seems to give promising results for the tested sequences. The snakes formulation gives smoother contours, which seems suitable for the detection of cardiac cavities in MR images, specially in GE sequences. Other convergence schemes, such as an inflatable active contour can be used in combination with the proposed initialization, given that it tends to underestimate the interior wall of the cavity.

*Acknowledgements.* R. Valdés is financially supported by CONACyT, México

#### REFERENCES

- [1] RAGANATHI, S. Contour extraction from cardiac MRI studies using snakes, *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 14(2):328-338, 1995
- [2] ABRISHAMI H., LERALLUT J.F. Volume visualization of the heart using MRI 4D cardiac images, *J. Comp. and Information Technol.*, 6(2):215-228, 1998
- [3] GARZA JINICH, M., MEER, P., MEDINA V., Robust Retrieval of 3D Structures from Image Stacks, *Medical Image Analysis*, 3(1):21-35, 1999
- [4] GARZA JINICH, M., LERALLUT, J.F., MEDINA, V., Region Based Approach for Cardiac MRI Segmentation, *Fifth Int. Conf. of the European Soc. for Engineering and Medicine*, 1:445-446, 1999
- [5] KASS, M., WITKIN, A., TERZOPOULOS, D. Snakes: Active contour models, *Proc. 1<sup>st</sup> International Conf. Computer Vision*, 1:259-268, 1987
- [6] COHEN, L. On active contour models and balloons, *Computer Vision and Image Processing: Image Understanding*, 53(2):211-218, 1991
- [7] COCQUEREZ, JP., PHILIPP, S. (editores) *Analyse d'images: filtrage et segmentation*. Ed. Masson Rans, 1995
- [8] NAKAMURA, S. *Métodos Numéricos Aplicados con Software*. Prentice Hall, México, pp- 540-548, 1982
- [9] BARTELS, RH, BEATY, JC., BARSKY, BA. *Mathematiques et CAO: B-Splines*. Ed. Hermes, Paris, 1988
- [10] CANNY, JA. A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Trans. Pattern An. Machine Intelligence*, 1986. PAMI-8 (6):679-698

---

<sup>1</sup> Universidad Autónoma Metropolitana-Iztapalapa, CBI, Area PDSIB, México D.F., MEXICO, vera@xanum.uam.mx, rave@xanum.uam.mx

<sup>2</sup> Depto. de Computación, IMAS-UNAM, México D.F., MEXICO

<sup>3</sup> Dept. Génie Biologique, UIC, Compiègne, FRANCE