MODELO TRIDIMENSIONAL DE EXTREMIDAD INFERIOR BASADO EN IMÁGENES DE RESONANCIA MAGNÉTICA THREE-DIMENSIONAL MODEL INFERIOR LIMB BASED ON IMAGES OF MAGNETIC RESONANCE

Andrés Escobar¹ Lyliana A. Calderón B.²

RESUMEN

La segmentación es un paso de gran importancia y dificultad en el análisis de imágenes digitales, más aún cuando se trata de imágenes médicas. Consciente del valor que el procesamiento puede brindar al tratamiento de compresión para venas várices, este artículo presenta un primer paso en el desarrollo de un modelo geométrico dinámico de la pierna que permitiría evaluar el efecto de la media de compresión como tratamiento para la vena várice. Se muestra un protocolo diseñado para la adquisición de imágenes en RM de extremidad inferior, los resultados de la implementación de varios métodos de segmentación de dichas imágenes, que permiten obtener los diferentes tejidos presentes: hueso, músculo, tejido graso subcutáneo y sistema vascular. Finalmente se presentan representaciones 3D de los volúmenes segmentados. Las implementaciones se reúnen en una serie de módulos interactivos que permiten a un usuario ejecutar las segmentaciones y visualizar los resultados.

Palabras clave

Protocolo de adquisición RM, segmentación, resonancia magnética de pierna, umbralización, Level Sets, histograma, detección de bordes, segmentación con sistema difuso, segmentación con redes neuronales.

Abstract

The segmentation is a step of great importance and difficulty in the analysis of digital images, much more when it is about medical images. Conscious of the value that the processing can offer to the treatment of compression for varicose veins, this article takes the first step in the development of a dynamic geometric model of the leg that would allow to evaluate the effect of the average of compression as a treatment of the varicose veins A designed protocol is shown for the acquisition of images in RM of inferior limbs, the results of the implementation of several methods of segmentation of these images, that allow to obtain different tissues on hand: bone, muscle,

¹ Ingeniero Electrónico de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Magíster en Ingeniería de la Universidad de los Andes, y aspirante a Magíster en Administración y Negocios de la Universidad de los Andes. Docente e investigador de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, e integrante del grupo de investigación ORCA. Correo electrónico: andresed@gmail.com

² Msc. en Ingeniería Electrónica y de Computadores Grupo IMAGINE.Universidad de los Andes. Correo electrónico: ly-calde@uniandes.edu.co

subcutaneous greasy tissue and vascular system. Finally 3D representations of the segmented volumes are shown. The implementations are put together in a series of interactive modules that allow a user to execute the segmentations and to visualize the results.

Key words

Protocol of acquisition RM, Segmentation, Magnetic Resonance of leg, umbralización, Level Sets, Histogram, Detection of edges, Segmentation with Diffuse System, Segmentation with Neuronal Networks.

1. INTRODUCCIÓN

Las imágenes tienen una importancia creciente en medicina. Durante los últimos años los equipos médicos han mejorado su capacidad de generar información tridimensional, que con el apoyo de técnicas de tratamiento de imágenes y generación de modelos, permiten mejorar la visualización y tratamiento de la información obtenida para su posterior análisis.

Aunque las imágenes de RM no son muy utilizadas para el diagnóstico de vena várice, el proyecto de segmentación y modelaje de extremidad inferior, busca ser el primer paso de la obtención de un modelo computacional que permita simular la interacción entre la media de compresión y la pierna de un paciente, a fin de determinar la efectividad de dicho tratamiento.

A continuación se presenta una propuesta para la caracterización y segmentación de los tejidos presentes en las imágenes de RM de pierna, de manera que se puedan identificar claramente el sistema óseo, muscular y vascular, desarrollando finalmente un modelo anatómico tridimensional para la visualización. Todo esto será presentado a través de una interfase que permitirá que un usuario acceda a las diferentes técnicas implementadas y visualice fácilmente los resultados.

2. CONTEXTO MÉDICO

2.1 Anatomía Extremidad Inferior - Pierna

Anatómicamente la extremidad inferior humana se divide en región glútea, muslo, pierna y pie en función de las principales articulaciones, los componentes óseos y las referencias superficiales. [1]

2.2 Sistema Músculo - Esquelético

La pierna se encuentra entre la rodilla y el tobillo. Se compone de dos huesos (figura 1) unidos entre sí por una membrana.

Tibia: está en posición medial, es mayor que el peroné, situado en posición lateral, y es el hueso que soporta el peso.

Peroné: no forma parte de la articulación de la rodilla y constituye sólo la parte más lateral de la articulación del tobillo.

Los músculos que componen la pierna están cubiertos por la fascia crural y se dividen en los compartimientos lateral (peroneo), anterior (extensor) y posterior (flexor). Estas divisiones se dan gracias a la membrana interósea, dos tabiques intermusculares y la fascia interior que divide el compartimiento posterior en superficial y profundo (figura 2).

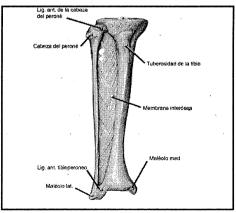


Figura 1. Huesos de la pierna. [2]

2.3 Sistema vascular

La arteria femoral irriga al muslo por muchas ramas. Ésta se convierte en arteria poplítea en la cara posterior de la rodilla. La arteria poplítea se divide en arterias tibiales anterior y posterior que riegan la pierna y el pie junto con la arteria peronea, rama de la tibial posterior.

Venas del miembro inferior: el sistema venoso profundo, acompaña a las arterias y un sistema venoso superficial, de ubicación subcutánea. Estos dos sistemas tienen numerosas válvulas que dirigen la sangre hacia el corazón y están conectados por venas comunicantes cuyas válvulas dirigen el flujo hacia las venas profundas. La vena safena externa empieza en el borde externo del pie, sigue por detrás del maléolo externo para llegar a la parte posterior de la rodilla. Esta vena desemboca en la vena poplítea. Las venas safenas se comunican entre ellas y, además, envían venas comunicantes para conectar con las venas profundas de la pierna y el muslo (figura 3).

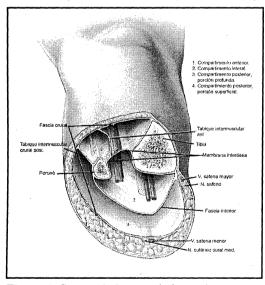


Figura 2. Compartimientos tubulares pierna derecha. [2]

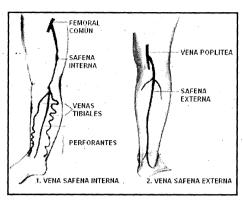


Figura 3. Sistema venoso. [2]

2.4 Várices

Las venas son conductos tubulares que tienen en su interior válvulas y llevan la sangre de retorno al corazón. Las venas por debajo del corazón, en los miembros inferiores, deben vencer a la fuerza de la gravedad. Las várices son venas tortuosas, dilatadas, con sus válvulas alteradas, con trayectos ondulantes, que en lugar de permitir el retorno venoso hacia el corazón, lo dificultan, logrando sólo que la sangre retorne, al pie. Esta situación se denomina reflujo (figura 4).

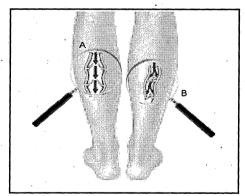


Figura 4. A. Vena Varicosa. La sangre retrocede a causa de las válvulas que no cierran.

B. Vena Normal.

La sangre no retrocede pues las válvulas cierran bien.

2.5. Tratamiento - medias de compresión

Las medias de compresión graduada son una herramienta terapéutica no farmacológica que puede ayudar a prevenir y, en su caso, a tratar la insuficiencia venosa y las varices. Actúan comprimiendo las venas gradualmente, ejerciendo una presión decreciente que es mayor en el tobillo y menor en la zona del muslo, para ayudar a los músculos y a las venas a desarrollar su función de forma más eficiente.

El nivel de compresión viene determinado por la presión en el tobillo. Se puede encontrar compresiones ligeras y extraligeras, para tratar problemas de piernas cansadas, hinchadas y con sensación de hormigueo o para prevenir futuras patologías; y compresiones fuertes y extrafuertes, para tratar problemas más severos, por prescripción médica [17].

3. IMÁGENES DE RESONANCIA MAGNÉTICA [3] [4]

La modalidad de imágenes de resonancia magnética forma imágenes de objetos mediante la medición de los momentos magnéticos de los protones usando un campo magnético fuerte y radiofrecuencia (RF). La información concerniente a la distribución espacial de la magnetización nuclear en los tejidos está determinada por la emisión de RF de los núcleos estimulados.

La intensidad de la señal recibida depende de cinco parámetros: la densidad de hidrógeno, el tiempo de relajación espín-rejilla (T1 tiempo longitudinal de relajación), el tiempo de relajación espín-espín (T2 tiempo transversal de relajación), la velocidad de flujo y los cambios químicos.

3.1 Potenciación de las imágenes

La imagen está determinada fundamentalmente por la densidad de protones presentes y por la secuencia de pulsos a la que se sometan, así como por el tiempo de repetición o TR –tiempo en que se repiten las secuencias de pulso a lo largo de la obtención de la imagen— y por el tiempo eco o TE —tiempo transcurrido entre la excitación de los núcleos de H+ y la recogida de la señal a modo de eco.

Existen tres tipos básicos de secuencias de pulso:

- a) SE (Spin-Echo), que puede potenciar las imágenes en T1, T2 y Densidad protónica (D).
- b) IR (Inversion-Recovery), que potencia la imágen en T1, y.
- c) GE (Gradient-Echo), que potencia las imágagenes en T1, T2.

En la tabla 1 se puede observar el registro de algunos tejidos en imágenes potenciadas en T1 y en T2.

	BLANCO	GRIS	NEGRO
T1	grasa hemorragia subaguda contraste magnet substancia blanca	sustancia gris hígado, bazo páncreas riñón músculos lesiones con agua	Icr orina quistes tendones vasos aire fibrosis
T2	lcr orina quistes tumores riñón. bazo agua libre	sustancia gris grasa	sustancia blanca, pán- creas, hígado, músculo, hueso cortical, tendo- nes, aire, vasos.

Tabla 1. Resumen de registro (en tonos de gris) de tejidos, dependiendo la potenciación utilizada.

Para tener mejor contraste, en el tejido vascular, sin la utilización de un trazador, se aplican diferentes técnicas, como lo son:

- a. Supresión de grasa, que puede ser:
- STIR: método recuperación/inversión con TI corto. La señal es adquirida cuando la grasa alcanza el punto nulo, pero el agua tiene una magnetización no nula.
- SPAIR: secuencia Philips con alta insensibilidad a la inhomogeneidad de B1 método recuperación/inversión con presaturación espectral, combinada con selección química y métodos STIR.
- b. Contraste de fase: consiste en sustraer (píxel a píxel) dos imágenes, de las cuales una posee una señal intravascular elevada en relación con la otra. La sustracción elimina por completo el fondo de la imagen (tejidos estacionarios) y refuerza la señal de las estructuras vasculares. La técnica por contraste de fase, emplea el desfase de los spins móviles, lo que es provocado por los dos gradientes bipolares de polaridad inversa.
- c. Tiempo de vuelo: se basa en la llegada, en el plano de corte, de sangre fresca no saturada. El empleo de secuencias de eco de gradiente de TR cortos (en relación con el T1 de los tejidos estacionarios) del orden de 40 a 50 m permite suprimir la señal de los tejidos estacionarios (saturación) a pesar de mantener la llegada de sangre fresca no saturada (de señal elevada) en el plano de corte.

3.2 Adquisición de las imágenes

Durante la primera etapa se trabajó con las imágenes disponibles del Proyecto del Humano Visible, un conjunto de 56 imágenes coronales, potenciadas en T1, con resolución de 256 x 256 y 8 bits.

Este primer acercamiento permitió generar en colaboración con la Maestría de la Universidad de los Andes y con la asesoría de la Fundación Cardio infantil. especificaciones para la toma de estudios, teniendo en cuenta el equipo disponi-

ble: Philips (Intera), 0.5 Tesla Campo Cerrado, Antena receptora de señal: Detección de Cuadratura de columna. Se realiza la primera toma de imágenes, con las siguientes características: dos estudios: mujer y hombres sanos, veintiséis años, 45 cortes axiales de 8 mm, espaciados 0,5 mm, campo de visión 240 mm. Se tomaron secuencias potenciadas en T1, T2, PD y Supresión de grasa. Resolución 256 x 256 a 12 bits.

Dadas las condiciones de adquisición (antena de columna), las imágenes presentaban un efecto de iluminación no uniforme, similar a una escena con un foco luminoso y sombra, que se puede observar en la figura 2. Este efecto era la señal más evidente de la pérdida de calidad en la imagen a mayor distancia de la antena. Se hizo evidente entonces la toma de un nuevo conjunto de imágenes, con el nuevo resonador de la Fundación, y una antena envolvente.



Figura 5. Imagen potenciada en T1, donde puede verse el efecto de iluminación no uniforme

Se realiza la toma de varias secuencias de prueba con el resonador Philips (Intera), 1.5 Teslas Campo Cerrado, Antena receptora de señal: Antena de cuerpo envolvente, adquiriendo finalmente secuencias en T1, T2, PD, supresión de grasa y contraste de fase de una mujer sana de veintiséis años y las siguientes características: 100 cortes axiales de 4 mm, sin espaciamiento, campo de visión 400 mm, resolución 512x512 a 12 bits.

Inicialmente, se plantea la utilización de un torniquete para simular el efecto de gravedad al estar de pie y dificultar el retorno sanguíneo; sin embargo, a través del proceso de diseño del protocolo se establece que su uso no genera el efecto deseado, por lo que su utilización se descarta. La figura 6 muestra la caracterización realizada al dispositivo elástico usado para compresión (fuerza vs. elongación).

En la figura 7 se observa la medición del diámetro de tejido vascular, realizada con el software DicomWorks. Estas mediciones en imágenes sin torniquete y con él, permiten establecer que no hay variación alguna entre ellas.

A partir del análisis de éstas imágenes se define un protocolo para ser tenido en cuenta en las próximas adquisiciones, con pacientes reales, atendiendo las sugerencias del radiólogo y teniendo en cuenta la relación tiempo-calidad.

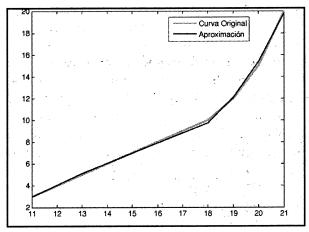


Figura 6. Caracterización del dispositivo elástico usado como torniquete.

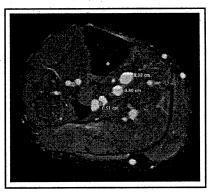


Figura 7. Imagen RM en supresión de grasa donde se observan mediciones de los diámetros del tejido vascular. Realizada en el software DicomWorks.

A partir del análisis de las imágenes se define un protocolo para ser tenido en cuenta en las próximas adquisiciones, con pacientes reales, atendiendo las sugerencias del radiólogo y teniendo en cuenta la relación tiempo-calidad. Son escogidas para el estudio las secuencias potenciada en T1 y Supresión de grasa. La tabla 2 muestra los parámetros principales del protocolo.

La utilización de este protocolo garantiza que las imágenes obtenidas tengan las características suficientes, para poder ser utilizadas en este tipo de análisis.

	Γ	SPAIR	T1 -
TR	-	6094	612
TE		30	18
SENSE		. 2	2
NSA		2	- 4
		287 m.m	287 m.m
FOV	AP	250 m.m	250 m.m
FUV	RL	285 m.m	285 m.m
	FH	400 m.m	400 m:m
MATRIZ		560 x 560	550 x 560
MATRIZ REC.		560	560
VOXEL	AP	. 0,53 m.m	0,53 m.m
YUNEL	RL	0,54 m.m	0,54 m.m
CORTE		4,0 m.m	4,0 m.m
GAP		0,0 m.m	0,0 m.m
N° CORTES		100	100
TIEMPO		10:55 min	11:45 min

Tabla 2. Parámetros principales del protocolo diseñado para la adquisición de las imegenes.

Se realiza finalmente la adquisición de imágenes con el protocolo propuesto para una mujer sana de veintiocho años, un hombre sano de la misma edad, una mujer con várices de cincuenta y tres años y un hombre con várice de cuarenta y cinco años.

4. PROCESO DE DISEÑO

La segmentación de imágenes es un proceso que divide una imagen en un conjunto de regiones independientes, basándose en características similares como intensidad, color o textura. Los algoritmos de segmentación generalmente están basados en dos criterios importantes: uno es la homogeneidad de la región y otro es la discontinuidad entre regiones adyacentes. En la figura 8. se presenta un diagrama que ilustra la metodología propuesta. Los desarrollos presentados han sido desarrollados con el lenguaje y entorno de desarrollo de alto nivel Matlab y a excepción de la red neuronal, por costo computacional, todos han sido elaborados en 3D.

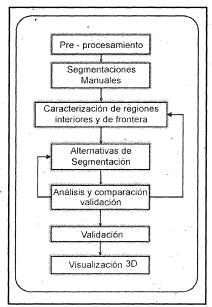


Figura 8. Diagrama de la metodología propuesta.

4.1 Pre-procesamiento

Dadas las características de la antena con la que son tomadas las imágenes se hace necesario excluir cortes en el inicio y en el final de cada secuencia, debido a que su calidad no es suficiente para el estudio. La elección de estas imágenes se deja al criterio de quien hace el análisis. Se debe anotar que los mismos cortes serán excluidos en todos los conjuntos de imágenes del estudio. Para facilitar la segmentación, las imágenes de cada pierna se trabajan individualmente, lo que origina dos conjuntos de imágenes de uno inicial, en los que se recorta la mayor parte de fondo, que es negro. Es opcional la utilización de filtros para el mejoramiento de las imágenes y reducción de ruido, tales como mediana, gausiano, y mejoramiento de contraste.

4.2 Segmentaciones manuales

Con la colaboración del personal médico de apoyo se realizan segmentaciones manuales en las imágenes, a fin de precisar la información que es posible observar en los diferentes estudios y tener claridad de lo que se esperaría obtener con los algoritmos de segmentación que se van a implementar. En la figura 9 se observa una segmentación realizada manualmente, en la que se identifican el tejido graso subcutáneo, el tejido óseo y la medula, tanto de tibia como de peroné.



Figura 9. Segmentación manual asesorada por personal médico.

4.3 Caracterización de regiones interiores y de frontera[5] [6]

Aunque hay una amplia variedad de técnicas de interpretación de imágenes, es difícil satisfacer todas las propiedades para el conjunto óptimo de regiones segmentadas. Por ello, interesa incorporar características significativas que, en definitiva, proporcionen robustez en los resultados. El conocimiento previo de algunas de las características esperadas se usa para mejorar el proceso de segmentación.

Cada uno de los tejidos identificados en las imágenes ha sido caracterizado, teniendo en cuenta dos formas de extracción de características: caracterización estadística (niveles de gris), caracterización frecuencial (texturas). Se genera un conjunto de características con diferentes tamaños de ventana para la identificación de cada tejido. En la figura 10 se muestra la caracterización estadística, con una ventana de 5 x 5, de los diferentes tejidos. Se evidencia que diferentes partes anatómicas tienen composiciones físico químicas similares registrando con los mismos niveles de gris en las imágenes RM.

4.4. Alternativas de Segmentación [7] [8] [9]

La segmentación de las imágenes del estudio no es una tarea difícil, razón por la cual las técnicas de segmentación genérica pueden ser adaptadas para manejar las características obtenidas en la etapa anterior. Las técnicas para tener en cuenta son: umbralización, region growing, region splitting, region merging, contornos activos, detección de bordes, técnicas inteligentes (lógica difusaredes neuronales).

4.5 Método 1

Como primer paso, se realiza una clasificación, etiquetando los vóxeles que conforman la imagen. Para tal fin se aprovecha el hecho de tener geometría cilíndrica. Se recorre la imagen desde fuera hacia el centro, en busca de un cambio de pendiente, lo que indica el borde de alguna estructura. En la figura 11 A se han graficado los valores de niveles de gris máximos tomados transversalmente del conjunto de imágenes de la pierna izquierda, de acuerdo con su posición espacial. Aquí es fácil apreciar los valles correspondientes al fondo y los valores altos en los cuales la imagen está definida.

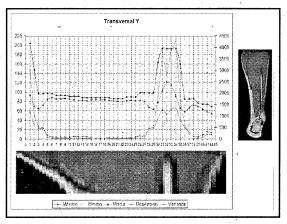


Figura 10. Gráfica de los descriptores estadisticos a medida que se hace desplazamiento de la ventana en la imagen, se observa la relación con cada uno de los tejidos en la región ampliada.

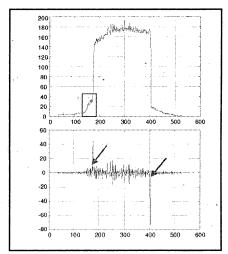


Figura 11. A. Gráfica de los valores máximos tomados transversalmente de la pierna izquierda.

B. Gráfica de la pendiente.

La transición de fondo a imagen que se observa en el recuadro y que corresponde al límite entre fondo y tejido graso, no está definida de forma nítida. En la grafica B se ha calculado la pendiente. Los picos que se han señalado son los puntos en los que se presenta la mayor pendiente y en los que se puede considerar que se inicia el cambio de estructura. Esta técnica de segmentación gruesa permite encontrar máscaras para la identificación de los diferentes tejidos en la pierna, como lo muestra la figura 12.

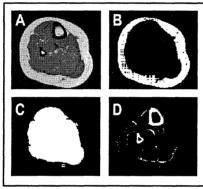


Figura 12. Método 1. A. Imagen original. B. Máscara de tejido graso. C. Máscara del área del tejido muscular. D. Máscara de tejido óseo.

4.6 Método 2

Consiste en un método de umbralización automática con base en los momentos acumulativos de orden cero y primero del histograma [10] [15]. Aquí el usuario puede decidir cuántas clases quiere generar. En la figura 13 se puede apreciar el resultado del algoritmo definido con tres clases, la opción por defecto, ya éste es el número de estructuras físicas que se quiere identificar en la imagen. El método encuentra la distribución óptima para el número de clases.

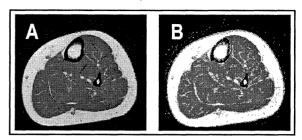


Figura 13. Método 2. A. Imagen original. B. Segmentación por umbralización automática con 4 clases, cada una es presentada con un nivel de gris.

4.7 Método 3

Utilizando como primer paso una umbralización, con un nivel de gris para cada una de las regiones, se realiza un algoritmo que compruebe la conectividad entre los vóxeles umbralizados, encontrando así las regiones más probables y mayor tamaño, descartando regiones no conectadas de tamaños pequeños, que pueden ser definidos por el usuario. La figura 14 muestra las máscaras resultado de este método.

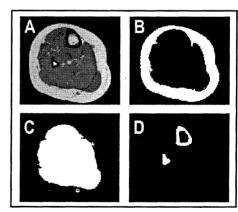


Figura 14. Método 3. A. Imagen original. B. Máscara de tejido graso. C. Máscara del área del tejido muscular. D. Máscara de tejido óseo.

4.8 Análisis, comparación y validación

El método más directo para validar es comparar la segmentación automática con una segmentación obtenida manualmente, pero este método no garantiza un modelo real perfecto debido a que el rendimiento de un usuario también puede ser deficiente. Por lo que es aconsejable tener la lectura de más de un experto, como conjunto de imágenes para la validación. De cualquier forma, una vez que el modelo real está disponible, la opinión de los expertos es la fuente de validación más importante.

4.9 Visualización 3D

A partir de la información procesada en la etapa de segmentación se crean modelos geométricos descritos como conjuntos de vértices y caras. Para ello se utiliza el estándar wavefront obj [13], con el objetivo de tener un tipo de archivo que pueda ser procesado por herramientas de visualización 3D. Los modelos generados corresponden a superficies y para su consistencia todas las caras son triángulos. La figura 15 muestra modelos generados para cada uno de los tejidos, a partir de las segmentaciones realizadas con los métodos 1 y 2.

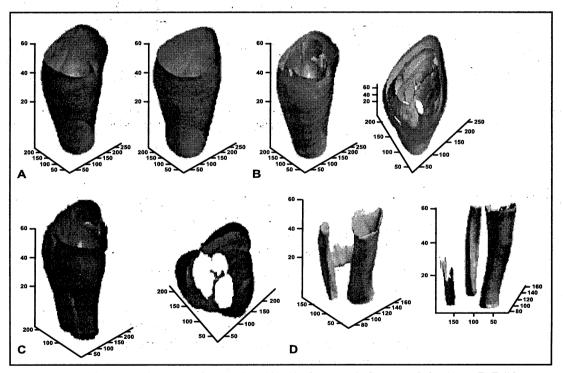


Figura 15. Modelos generado a partir de segmentación métodos 1 y 2. A. Contorno de la pierna. B. Tejido graso subcutáneo. C. Tejido muscular. D. Hueso.

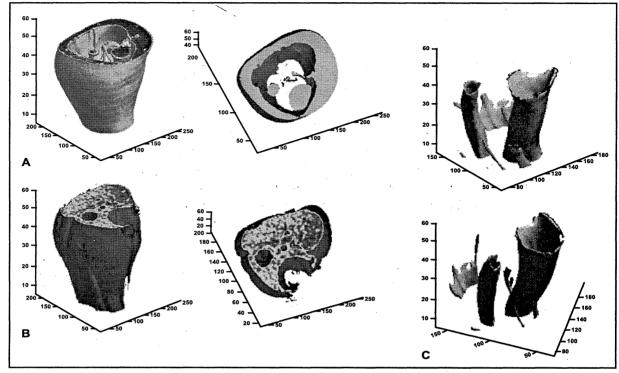


Figura 18. muestra modelos generados para cada uno de los tejidos, a partir de las segmentaciones realizadas con el método 3, por histograma.

5. CONCLUSIONES

El protocolo de adquisición planteado permitió la obtención de imágenes de muy buena calidad para la realización del estudio y es base para adquisiciones futuras, tanto en éste, como en proyectos similares.

Métodos de segmentación genéricos, funcionan bien al momento de encontrar regiones amplias y bien definidas como lo son: el hueso, los músculos y tejido graso subcutáneo; sin embargo, para la segmentación del tejido vascular se hizo necesaria la implementación de métodos más complejos, a fin de lograr una buena segmentación, ya que por su diámetro y localización anatómica esta tarea es mas laboriosa. El uso de contraste no es necesario para encontrar el árbol vascular de la pierna, las imágenes de supresión de grasa brindan la

posibilidad de segmentar estas estructuras de forma eficiente.

Las imágenes en supresión de grasa son suficientes para las segmentaciones requeridas. Los modelos geométricos generados pueden ser exportados a otras aplicaciones de visualización, lo que permite aprovechar otros desarrollos realizados por los grupos de investigación en el área.

Las segmentaciones realizadas como primera aproximación, representan un avance significativo en la consecución del modelo dinámico, en el que se podrá evaluar la interacción de la media de contención sobre la pierna con vena várice. La implementación de la interfase en Matlab, permitiría el desarrollo de prototipos de manera rápida y eficiente, dejando abierta la posibilidad de analizar y desarrollar nuevos algoritmos.

REFERENCIAS

- [1] Gray, D.J. y Drake, R.L. (2005). Anatomía para estudiantes. Madrid: Ed. Elsevier.
- [2] Sobotta. Atlas de Anatomía Humana. CD-ROM.
- [3] Huang, H.K. and Hoboken, N.J. (2004). PACS and Imaging Informatics. Wiley-Liss.
- [4] Brown, M.A.; Semelka, R.C.; Borrello, J.A., Lee, J. K.T. MRI: Basic Priciples and Techniques. CD-ROM Lippincott Williams & Wilkins.
- [5] Haralick, R. (1979). "Statistical an Estructural approaches to Texture". Proceedings of IEEE, Vol. 67 (5).
- [6] Manian, V. and Vásquez, R. "Texture Classification Using Logical Operators". IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 9 (10).
- [7] Pal, N.R. and Pal, S.K. (1993). "A Review On Image Segmentation Techniques": Pattern Recognition, Vol. 26 (9).
- [8] Sarang, L. (2000). 3D Segmentation Techniques for Medical Volumes. Center of Visual Computing, State University of New York at Stony Brook.
- [9] Arques, P.; Compañ, P.; Escolano, F.; Molina, R.; Pujol, M. y Rizo, R. Propuesta de características robustas para segmentación de imágenes. Departamento de Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial Universidad de Alicante.
- [10] Otsu, N. (1979). "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms". IEEE Transactions On Systrems, Man, And Cybernetics, Vol. SMC-9, 1.

- [11] Li, C.; Xu, C.; Gui, C. and Fox, M.D. (2005). "Level Set Evolution Without Reinitialization: A New Variational Formulation". Proceedings IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.
- [12] Wang, L.X. (1997). A Course in Fuzzy Sistems and Control, E.U.A.: Prentice Hall.
- [13] The Mathworks, Inc.. MATLAB 7.0, Fuzzy Logic Toolbox.
- [14] FSU School of Computational Science, object Files, disponible en: http://people.scs.fsu.edu/~burkardt/txt/obj_format.txt.
- [15] Lachlan, A. (2003). Algoritmo de Otsu. Medical Image Processing Course 2003. Universidad de Melbourne
- [16] The Mathworks, Inc.. MATLAB 7.0, Neural Network Toolbox.

[17] Camps, M. Varices y medias de compresión. Col·legi de Farmacèutics de Barcelona, farmaceuticonline, disponible en http://www. farmaceuticonline.com/cast/dones/dona_varius_mitges_c.html.