

Segmentación automática de la aurícula izquierda en imágenes de tomografía computarizada cardiaca

Automatic segmentation of the left atrium in cardiac computed tomography

54

Miguel Vera, MgSc, PhD^{1,2*}, Yoleidy Huérfano, MgSc¹, Oscar Valbuena, MgSc³, José Chacón, MgSc, PhD², Julio Contreras, MgSc², María Vera, BSc¹, Sandra Wilches-Durán, MgSc², Modesto Graterol, MgSc, PhD², Daniela Riaño-Wilches, BSc⁶, Juan Salazar, MD⁴, Joselyn Rojas, MD, MSc⁵, Valmore Bermúdez, MD, MSc, MPH, PhD^{4*}

¹Grupo de Investigación en Procesamiento Computacional de Datos (GIPCD-ULA) Universidad de Los Andes-Táchira, Venezuela.

²Grupo de Investigación Altos Estudios de Frontera (ALEF), Universidad Simón Bolívar, Cúcuta, Colombia. E-mail de correspondencia: veramig@gmail.com*.

³Universidad de Pamplona, Facultad de Ciencias Básicas, Departamento de Matemática, Villa del Rosario, Colombia.

⁴Centro de Investigaciones Endocrino-Metabólicas "Dr. Félix Gómez" Facultad de Medicina. Universidad del Zulia, Venezuela.

⁵Pulmonary and Critical Care Medicine Department. Brigham and Women's Hospital. Harvard Medical School. Boston, MA. USA 02115.

⁶Facultad de Medicina, Universidad de los Andes, Bogotá, Colombia.

Resumen

M

ediante el presente trabajo se propone una técnica para la segmentación automática de la aurícula izquierda (LA)

en 10 imágenes cardiacas tridimensionales (3-D) de tomografía computarizada multi-corte, pertenecientes a un mismo sujeto. La mencionada técnica consta de las etapas de pre-procesamiento y segmentación. La etapa de pre-procesamiento incluye dos fases. En la primera fase, a fin de minimizar tanto el ruido Poisson como el impacto del artefacto escalera, se emplea una técnica denominada realce por similaridad global. Este tipo de realce consiste en la aplicación de un banco de filtros, suavizadores y un detector de bordes, cuyo propósito es generar una imagen en la cual se agrupa la información de las estructuras anatómicas, que conforman las imágenes originales. En la segunda fase, considerando las imágenes filtradas, se utiliza información a priori acerca de la localización de la válvula mitral y un paradigma de aprendizaje, basado en máquinas de soporte vectorial, para definir una región de interés que aísla la LA de estructuras anatómicas vecinas. Por otra parte, para generar la morfología 3-D de la aurícula izquierda, se aplica una etapa de segmentación la cual considera las imágenes pre-procesadas y un algoritmo de agrupamiento basado en crecimiento de regiones. La estrategia propuesta genera las segmentaciones 3-D de la aurícula izquierda en todas las imágenes que conforman el ciclo cardiaco completo del sujeto considerado. Para cuantificar el desempeño de la referida técnica se consideró el coeficiente de Dice obteniéndose una buena correlación entre las segmentaciones automáticas y las manuales generadas por un cardiólogo.

Palabras clave: Aurícula izquierda, Tomografía computarizada, Realce por similaridad global, Segmentación.

Abstract

T

he present work proposes a technique for the automatic segmentation of the left atrium (LA) in 10 three-dimensional (3-D) cardiac images of multi-cut computed tomography, belonging to the same subject. The mentioned technique consists of the stages of pre-processing and segmentation. The pre-processing step includes two phases. In the first phase, in order to minimize both Poisson noise and the impact of the staircase artifact, a technique called global similarity enhancement is used. This type of enhancement consists in the application of a bank of filters, softeners and a border detector, whose purpose is to generate an image in which the information of the anatomical structures that make up the original images are grouped. In the second phase, considering the filtered images, we use a priori information about the location of the mitral valve and a learning paradigm, based on vector support machines, to define a region of interest that isolates LA from neighboring anatomical structures. On the other hand, to generate the 3-D morphology of the left atrium, a segmentation stage is applied which considers the pre-processed images and a clustering algorithm based on regions growth. The proposed strategy generates 3-D segments of the left atrium in all images that make up the complete cardiac cycle of the subject considered. In order to quantify the performance of the referred technique, the Dice coefficient was considered, obtaining a good correlation between the automatic segmentations and the manual ones generated by a cardiologist.

Keywords: Left atrium, Computerized tomography, Global similarity enhancement, Segmentation.

El corazón está conformado por dos mitades. Una mitad derecha, relacionada con la sangre venosa, y una mitad izquierda, relacionada con la sangre arterial. Estas mitades se dividen en otras dos, situadas una encima de otra: la cavidad superior llamada aurícula y la cavidad inferior denominada ventrículo. Cada aurícula está conectada con el ventrículo correspondiente a través de una válvula¹. Las aurículas son cavidades de paredes delgadas y lisas aunque en sus prolongaciones aparecen formaciones carnosas y rugosas. El corazón posee dos aurículas, denominadas derecha e izquierda. La aurícula derecha es una cavidad de forma irregular compuesta por paredes delgadas. En ella se observa la desembocadura de las venas cavas y el seno coronario; mientras que la aurícula izquierda (LA) es una cavidad que tiene forma de ampolla cuyo eje mayor está ubicado en el plano transversal y tiene como función principal recibir la sangre proveniente de las cuatro venas pulmonares y dejarla pasar hacia el ventrículo izquierdo (LV) a través de la válvula mitral².

En el ámbito clínico, la caracterización de la LA es relevante ya que su dilatación ha sido relacionada con elevados riesgos de que un paciente experimente enfermedades cardiovasculares tales como accidente cerebrovascular, fibrilación auricular, insuficiencia cardiaca y morbimortalidad cardiovascular. Además, tal caracterización puede ser útil en el pronóstico y la planeación terapéutica en pacientes con hipertensión e insuficiencia mitral³. También, la estimación de las dimensiones reales de la LA puede contribuir en la obtención de un análisis más completo de la función ventricular izquierda⁴.

Adicionalmente, la segmentación de estructuras cardiacas es un problema abierto y muy desafiante debido, entre otras razones, a que tales estructuras exhiben un movimiento altamente complejo. Además, la realización de tales segmentaciones se hace aún más difícil debido a que las imágenes, provenientes de cualquier estudio imagenológico, poseen imperfecciones las cuales se transforman en problemas que afectan la calidad de la información presente en las imágenes cardiacas. Particularmente, en imágenes cardiacas de tomografía computarizada multicapa (MSCT), tales problemas están vinculados con ruido Poisson, artefacto escalera y bajo contraste entre las estructuras del corazón⁵.

Recientemente, se ha hecho patente la relevancia de segmentar la LA mediante la convocatoria presentada en⁶, la cual ha colocado a disposición de la comunidad científica el reto de generar la morfología tridimensional de la aurícula izquierda considerando imágenes tanto de MSCT como de resonancia magnética y estableciendo, de manera unívoca, protocolos de validación claramente definidos y de obligatorio uso para los investigadores que consideren esa opción. Una síntesis de las investigaciones orientadas hacia la segmentación de la aurícula izquierda se presenta a continuación.

Así, Berg et al.⁷, utilizan una técnica de segmentación basada en un modelo deformable para obtener la morfología de la

aurícula izquierda en imágenes de MSCT. Este modelo está fuertemente limitado por la forma media lo cual hace que la alta variabilidad de la morfología que exhibe la LA no pueda ser representada por esta técnica.

Adicionalmente, en⁸, se segmenta la aurícula izquierda haciendo uso de un enfoque basado en información que proporcionan imágenes de resonancia magnética. En este enfoque la piscina de sangre correspondiente a la LA es dividida en diversas regiones las cuales luego son caracterizadas considerando como criterio que la LA está conformada por estructuras que se conectan mediante estrechamientos. Aunque este método genera resultados aceptables falla al momento de generar la morfología de la LA en aquellas estructuras donde no ocurren tales estrechamientos, como por ejemplo, en la conexión entre las venas pulmonares.

Finalmente, Zheng et al.⁹ propone un modelo de forma activa (ASM) para segmentar la LA. En este modelo la LA se considera conformada por 3 grandes regiones: la orejuela, las venas pulmonares y la cámara auricular izquierda propiamente dicha. El proceso de segmentación se basa en la evolución del ASM la cual permite obtener la morfología de la aurícula izquierda, de manera jerárquica, empezando por la mencionada cámara, luego la orejuela y por último las referidas venas.

La presente investigación es una variante del trabajo presentado en⁵. Los principales aportes son: a) Definición automática de una región de interés para aislar la aurícula izquierda. b) Segmentación automática de la mencionada aurícula. c) Evaluación de la robustez de la técnica propuesta ante la variabilidad intra-sujeto.

Descripción de las bases de datos

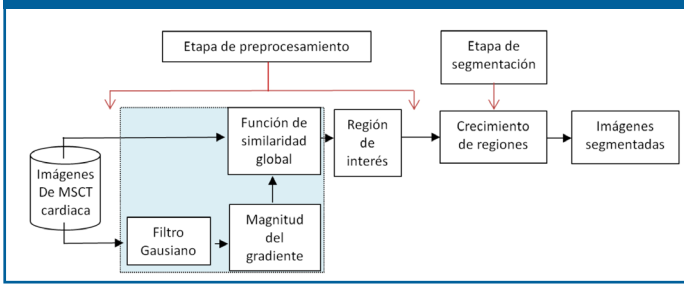
La base de datos (DB) utilizada fue suministrada por el Instituto de Bioingeniería y Diagnóstico Sociedad Anónima (IBIDSA), San Cristóbal, Venezuela, y está constituida por imágenes de MSCT cardiaca de un paciente. La DB posee 10 instantes que representan un ciclo cardiaco completo. Cada instante tiene 324 imágenes de resolución espacial 512x512 píxeles, muestreadas a 12 bits por píxel, con vóxeles de tamaño 0.4297 mm x 0.4297 mm x 0.4000 mm. También se cuenta con las segmentaciones manuales del ciclo cardiaco completo, generadas por un cardiólogo, las cuales representan los ground truth de la LA que servirán como referencia para validar los resultados.

Descripción de la estrategia propuesta para la segmentación de la aurícula izquierda

La Figura 1 muestra la estrategia propuesta para generar la morfología de la aurícula izquierda. Debido a que tal estrategia está basada en un tipo de realce por similitud global, en el presente artículo, será utilizado el acrónimo Egs para hacer referencia a ella.

Es importante señalar que, en el contexto de Egs, las técnicas que conforman las etapas tanto de preprocesamiento como de segmentación se implementaron considerando las siguientes herramientas de software: Lenguaje C++¹⁰, Matlab¹¹, Insight toolkit (ITK)¹², y Visualization toolkit (VTK)¹³.

Figura 1. Diagrama de bloques de la estrategia Egs



Etapa de preprocesamiento

En el presente trabajo, la etapa de preprocesamiento consta de las fases de filtrado y de definición de una región de interés. Tales fases se describen a continuación:

Fase de filtrado: En la Figura 1, se ha destacado mediante un recuadro azul la etapa de filtrado basada en realce por similitud global (GSE). Este tipo de realce se aplica, preliminarmente, sobre el instante de diástole final y consiste en:

a) Obtener una imagen gaussiana (I_g): Para producir este tipo de imagen se utiliza un filtro gaussiano cuya función es abordar el problema del ruido Poisson. El filtro gaussiano está caracterizado como una técnica espacial lineal que se ha utilizado clásicamente para minimizar el ruido presente en imágenes. Existe una relación entre la cantidad de ruido que se atenúa mediante la aplicación de este filtro y el desenfoque de la imagen⁵. Este tipo de filtro emplea una distribución gaussiana discreta la cual puede expresarse mediante una máscara o kernel gaussiano, de tamaño arbitrario. Si se pretende suavizar, por ejemplo, una imagen 3-D los escalares que conforman el referido kernel pueden obtenerse de acuerdo con la ecuación 1.

$$G(i, j, k) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^3 \sigma_i \sigma_j \sigma_k} e^{-\left(\frac{i^2}{2\sigma_i^2} + \frac{j^2}{2\sigma_j^2} + \frac{k^2}{2\sigma_k^2}\right)} \quad (1)$$

Siendo: n , el tamaño del kernel gaussiano, σ_i , σ_j , σ_k y $\sigma_k \sigma_k$ las desviaciones estándar para cada dimensión espacial.

En la práctica, el filtrado gaussiano se implementa mediante la convolución de la imagen original con el referido kernel gaussiano⁴⁰. Los parámetros de este filtro son: la desviación estándar de cada una de las dimensiones espaciales y el radio (r) que define el tamaño (n) de la máscara, dado por la ecuación 2.

$$n = 2r + 1, \quad (2)$$

Siendo r un escalar arbitrario.

b) Generar una imagen gradiente (I_{gm}): A cada imagen I_g se le aplica un filtro basado en el cálculo de la magnitud del gradiente¹⁴. El papel de este filtro es detectar los bordes de las estructuras presentes en las imágenes. La magnitud del gradiente se utiliza ampliamente en el análisis de imágenes, principalmente, para identificar los contornos de objetos y la separación de regiones homogéneas. La detección de bordes es la detección de discontinuidades significativas en el nivel de gris o color de una imagen¹⁴. Esta técnica calcula la magnitud

del gradiente usando las primeras derivadas parciales direccionales de una imagen. El modelo matemático 3-D clásico, para obtener una imagen filtrada por magnitud del gradiente se presenta mediante la ecuación 3.

donde: i, j, k representa las direcciones espaciales en las que se calcula el gradiente.

c) En la práctica, la magnitud del gradiente de la imagen en cada posición del vóxel, objeto de estudio, se calcula utilizando un enfoque basado en diferencias finitas. Teóricamente, el filtro de magnitud del gradiente basado en los valores de intensidad es muy susceptible al ruido¹⁴, por ello, se recomienda filtrar la imagen inicialmente para mejorar el rendimiento del detector con respecto al ruido.

d) Aplicar una función de similitud global: Los volúmenes de entrada de esta función son las imágenes I_{gm} e I_o. La finalidad de la similitud global es abordar el problema de los artefactos. Para ello, se considera la información proveniente de los niveles de gris de vóxeles vecinos, del vóxel actual, en los volúmenes de entrada. La mencionada función produce una imagen de similitud global (I_{gs}) la cual se calcula mediante el valor absoluto de la resta aritmética de los vóxeles correspondientes a I_{gm} e I_o⁵. El tamaño óptimo de la vecindad 3-D para cada uno de los filtros fue obtenido de manera heurística como se explica en la sección denominada etapa de entonación de parámetros.

Fase de definición de una región de interés (ROI): La similitud de los niveles de gris de los vóxeles que conforman las estructuras del corazón izquierdo tales como ventrículo izquierdo (LV), aurícula izquierda (LA), válvula aórtica (AV) y arteria aórtica (AA); exige la colocación de superficies que faciliten la segmentación de la válvula aórtica. Tales superficies reciben el nombre de planos. Particularmente, el plano que fue considerado para aislar la LA se denomina plano mitral. En el contexto de la estrategia Egs, considerando las imágenes filtradas, la fase de definición de una ROI se basa en los siguientes aspectos:

i) Se aplica una técnica de reducción de tamaño, basada en transformada wavelet¹⁵, cuyo parámetro se hace coincidir con el factor de reducción óptimo, obtenido en⁵. Esto permite generar imágenes sub-muestreadas de 64x64 píxeles a partir de imágenes filtradas de 512x512, es decir, el mencionado factor fue de 8.

ii) Sobre las imágenes sub-muestreadas un cardiólogo selecciona puntos de referencia dados por: la unión de la válvula mitral con el LV (P1) y un punto adicional dado por el ápex del LV (P2). Para ambos puntos se identifican las coordenadas manuales que establecen sin ambigüedad su ubicación espacial en cada imagen considerada.

iii) Se implementa una LSSVM para reconocer y detectar a P1 y P2. Para ello se desarrollan los procesos de:

a) Entrenamiento. Se selecciona como conjunto de entrenamiento vecindades circulares de radio 10 píxeles, trazadas

manualmente por un cardiólogo, que contienen tanto los puntos P1 y P2 (marcadores), como regiones que no contienen los referidos puntos (no marcadores). Para los marcadores el centro de sus respectivas vecindades coincide con las coordenadas manuales de P1 y P2, establecidas anteriormente. Tales vecindades son construidas sobre la vista axial de una imagen sub-muestreada de 64x64 píxeles para P1 y otra para P2. La principal razón por la cual se elige una única imagen, por cada punto de referencia, es porque se desea generar una LSSVM con alto grado de selectividad, que detecte sólo aquellos píxeles que posean un alto grado de correlación con el patrón de entrenamiento.

Luego, cada vecindad es vectorizada y, considerando sus niveles de gris, se calculan los atributos: media (μ), varianza (σ^2), desviación estándar (σ) y mediana (me). Así, tanto los marcadores como los no marcadores se describen mediante vectores (V_a) de atributos estadísticos, dado por: $V_a = [\mu, \sigma^2, \sigma, me]$.

Adicionalmente, la LSSVM es entrenada considerando como patrón de entrenamiento los vectores V_a y entonando los valores de los parámetros que controlan su desempeño, μ y σ^2 . Este enfoque, basado en atributos, permite que la LSSVM realice su trabajo con mayor eficiencia, que cuando se utiliza el enfoque basado en vectores de mayor tamaño, que sólo considera el nivel de gris de los elementos de una imagen.

El conjunto de entrenamiento se construye con una relación de 1:10, lo cual significa que por cada marcador se incluyen 10 no marcadores. La etiqueta +1 se asigna a la clase conformada por los marcadores; mientras la etiqueta -1 se asigna a la clase de los no marcadores, es decir, el trabajo de entrenamiento se hace con base en una LSSVM binaria.

Durante el entrenamiento, se genera un clasificador dotado de una frontera de decisión para detectar los patrones de entrada a la LSSVM como marcadores ó no marcadores. Posteriormente, debido a la presencia de falsos positivos y negativos, se aplica un proceso que permite incorporar al conjunto de entrenamiento los patrones que la LSSVM clasifica, inicialmente, de manera inapropiada. En este sentido, se consideró, un toolbox denominado LS-SVMLAB y la aplicación Matlab para implementar un clasificador LSSVM basado en un kernel gaussiano de base radial con parámetros σ^2 y g .

b) Validación: Las LSSVM entrenadas se utilizan para detectar a P1 y P2, en imágenes no usadas durante el entrenamiento. Para ello, se ejecutan las siguientes tareas:

I) Reconocimiento de P1: Una LSSVM entrenada busca este punto de referencia, en la vista axial, desde la primera imagen ubicada en la base del corazón, hasta la imagen que representa la mitad del volumen considerado.

II) Reconocimiento del P2: Una LSSVM entrenada empieza a buscar el ápex desde la imagen que representa la mitad de la base de datos (ecuador del corazón) hasta la última imagen que conforma dicha base.

El proceso de validación efectuado con LSSVM permite identificar, automáticamente, las coordenadas para P1 y P2 las cuales son multiplicadas por un factor de 8 unidades, a fin de

poder ubicarlas, en las imágenes de tamaño original. De esta forma, las referidas coordenadas se utilizan para establecer la dirección (normal) del plano mitral y la colocación del referido plano en la base del LV. Luego, mediante un proceso de discriminación, se seleccionan los puntos de las bases de datos procesadas que sean de interés, de acuerdo con la estructura anatómica del corazón izquierdo que se desee segmentar, en este caso, la aurícula izquierda.

Etapas de segmentación: A fin de obtener la segmentación de la aurícula izquierda a las imágenes pre-procesadas les fue aplicado un algoritmo, basado en técnicas de agrupamiento, que considera un enfoque basado en crecimiento de regiones¹⁶. El crecimiento de regiones (RG) es una técnica que permite extraer de una imagen regiones que son conectadas de acuerdo a un criterio predefinido. El RG requiere de un vóxel semilla que puede ser seleccionado manual o automáticamente, de forma que se pueda extraer todos los vóxeles conectados a la semilla¹⁷. En este artículo, la mencionada semilla es detectada mediante el uso de una LSSVM siguiendo un procedimiento análogo al desarrollado para la definición de la ROI ya descrita. Adicionalmente, para efectos del presente trabajo, se consideró como criterio predefinido el dado por la Ec. 4.

$$|I(x,y,z) - \mu| > m \cdot \sigma \quad (4)$$

Siendo: $I(x,y,z)$ el nivel de gris del vóxel objeto de estudio, μ y σ la media aritmética y la desviación estándar de los niveles de gris de la vecindad (de tamaño arbitrario r), seleccionada alrededor del vóxel semilla y m un número natural arbitrario.

Como se aprecia, el desempeño del RG depende, operativamente, de 2 parámetros. Ellos son: aquel que controla el tamaño de la vecindad inicial (r) y el parámetro m que controla la amplitud del rango de intensidades considerado para aceptar o rechazar un vóxel en una región. Tales parámetros deben someterse a un proceso de entonación¹⁷.

Etapas de entonación de parámetros: Obtención de parámetros óptimos.

Esta etapa permite la obtención de los parámetros óptimos que garantizan un buen desempeño de la estrategia propuesta. Para ello, se modifican los parámetros asociados con la técnica que se desee entonar recorriendo, sistemáticamente, los valores pertenecientes a ciertos rangos tal y como se describe a continuación:

a) Para entonar el filtro gaussiano se debe considerar un parámetro identificado como desviación estándar (σ). En el contexto del presente trabajo, se hace uso de un enfoque isotrópico que asigna el mismo valor de desviación a cada una de las direcciones en las que se aplica el filtro gaussiano y se considera como σ el valor de la desviación estándar de la imagen original. El otro parámetro del filtro gaussiano, vinculado con el tamaño de la vecindad se fijó en $3 \times 3 \times 3$, debido a que ese fue el tamaño de vecindad óptimo, para este filtro, reportado en⁵.

b) Los parámetros de las LSSVM, g y σ^2 , se entonan suponiendo que la función de costo es convexa y desarrollando

ensayos basados en los siguientes pasos: 1. Para entonar el parámetro g se fija arbitrariamente el valor de σ^2 y se asignan, sistemáticamente, valores al parámetro g . El valor de σ^2 se fija inicialmente en 25. Ahora, se varía g considerando el rango $[0, 100]$ y un tamaño de paso de 0.25; 2. Un proceso análogo se aplica para entonar el parámetro σ^2 , es decir, se le asigna a g el valor óptimo obtenido en el paso anterior y, se considera un tamaño de paso de 0.25 para asignarle a σ^2 el rango de valores contenidos en el intervalo $[0, 50]$; 3. Los parámetros óptimos de las LSSVM son aquellos valores de g y σ^2 que corresponden al error relativo porcentual mínimo, calculado considerando las coordenadas manuales y automáticas de los puntos de referencia. Éstas últimas coordenadas son generadas por la LSSVM.

c) Durante la entonación de los parámetros del RG, cada una de las segmentaciones automáticas de la aurícula izquierda correspondiente al instante diástole final se compara, usando el coeficiente de Dice (D_c)¹⁸, con la segmentación manual de la LA generada por un cardiólogo. Los valores óptimos para los parámetros del RG (r y m) se hacen coincidir con aquel experimento que genera el valor más alto para el D_c . Para r y m se considera el rango de valores establecido en²³⁶, para aplicaciones prácticas que consideran imágenes médicas. En este sentido, m toma valores que pertenecen a los números reales comprendidos entre 0 y 10, mientras que r considera valores enteros entre 1 y 20.

El D_c es una métrica que permite comparar segmentaciones de una misma imagen 3-D obtenida por diversas metodologías. En el contexto cardíaco, usualmente, el D_c es considerado para establecer que tan similares son, espacialmente, la segmentación manual (RD) y la segmentación automática (RP) que genera la morfología de cualquier estructura cardíaca. Adicionalmente, el D_c es máximo cuando se alcanza un perfecto solapamiento entre RD y RP pero es mínimo cuando RD y RP no se solapan en absoluto. Además, los valores esperados para el D_c son números reales comprendidos entre 0 (mínimo) y 1 (máximo). Entre más cercano a 1 se encuentre el valor del D_c , mejor será el desempeño del procedimiento que no es manual. El modelo matemático que define el D_c , viene dado por la Ec. (3).

$$D_c = \frac{2|RD \cap RP|}{|RD| + |RP|} \quad (3)$$

$$D_c = \frac{2|RD \cap RP|}{|RD| + |RP|}$$

En este punto, es necesario enfatizar que en el contexto del presente trabajo, el proceso de entonación para un filtro particular se detiene cuando se identifican los valores de sus parámetros, asociados con la segmentación que genera el D_c de mayor valor. Es decir, la obtención de parámetros óptimos para los filtros se hace de manera indirecta.

Resultados cuantitativos

Respecto a las LSSVM entrenadas se obtuvieron, como parámetros óptimos para g y σ^2 los valores 2.75 y 1.25, respectivamente. Estos valores están asociados con un error relativo porcentual mínimo de 3.34%. Los parámetros óptimos del crecimiento de regiones fueron: $r = 0.10$ y $m = 0.25$ y corresponden a un D_c máximo de 0.8809.

Resultados cualitativos

La Figura 2, presenta una vista 2-D (axial) relativa a: a) Imagen filtrada. b) Imagen en la que se ha definido una región de interés (ROI) para la aurícula izquierda. En ella, se observa la detección de bordes sobre la imagen filtrada y el aislamiento de la aurícula izquierda.

El mencionado aislamiento se aprecia mediante la región negra que aparece en el literal b) de la Figura 2. De acuerdo a la anatomía cardíaca, la aurícula izquierda y el ventrículo izquierdo están conectados mediante la válvula mitral lo cual hace que ambas estructuras presenten niveles de gris altamente correlacionados dificultando la extracción de la morfología de cualquiera de estas dos estructuras cardíacas. En este sentido, la ROI establecida es adecuada ya que interrumpe la conexión física entre la aurícula izquierda y el ventrículo izquierdo, facilitando así la posterior segmentación de la referida aurícula.

Por otra parte, la Figura 3 muestra la vista 3-D de los 10 instantes que conforman el ciclo cardíaco completo del paciente considerado (validación intra-sujeto). En esta figura se aprecia una buena representación de la aurícula izquierda para la cual se obtuvo un D_c promedio de 0.8622 ± 0.5300 .

Figura 2. Vista 2D axial para: a) Imagen filtrada. b) Imagen en la que se ha definido una región de interés para la aurícula izquierda

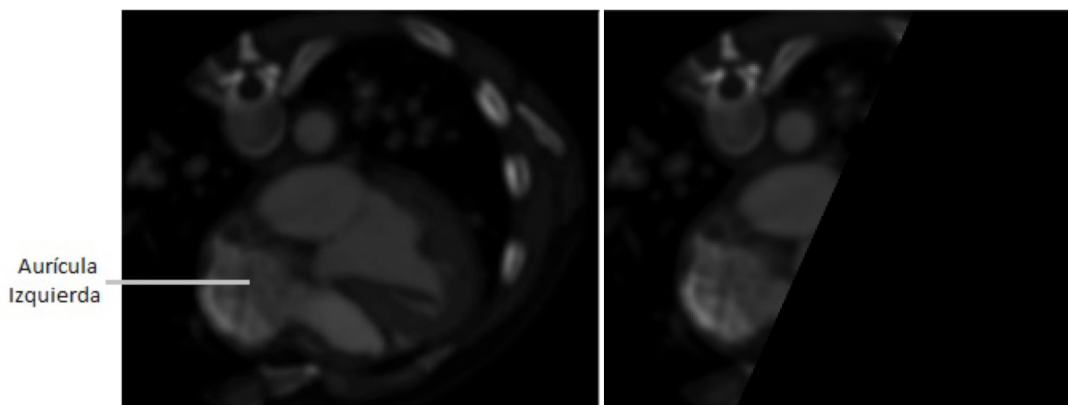
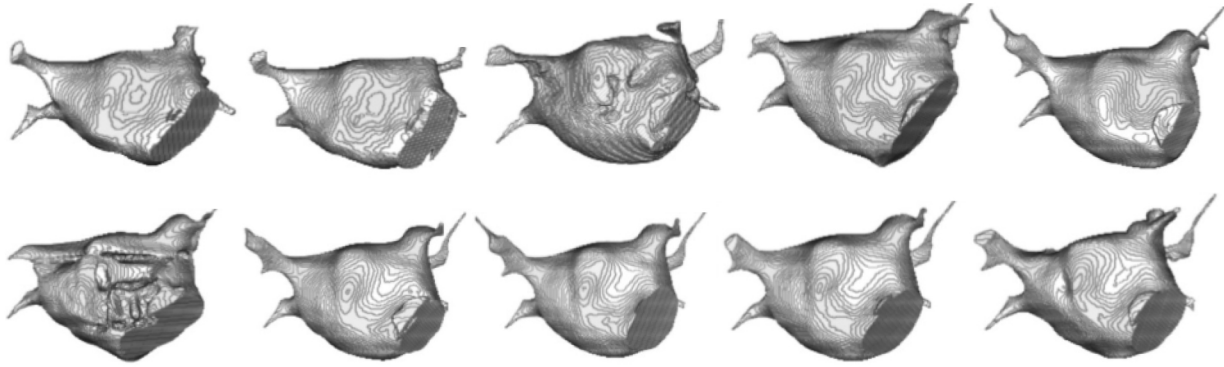


Figura 3. Representación 3-D de las segmentaciones de la aurícula izquierda correspondiente a un ciclo cardiaco completo



Conclusiones

Se ha presentado la estrategia Egs cuya entonación permite una segmentación adecuada de la aurícula izquierda. No obstante, el Dc promedio obtenido es comparable con la mayoría de los reportados en la literatura especializada.

En un corto plazo, se tiene previsto realizar una validación inter-sujeto, considerando un número importante de bases de datos, para establecer la robustez de la Egs.

Las segmentaciones obtenidas automáticamente pueden ser útiles para calcular diversos descriptores vinculados con la función auricular izquierda cardiaca tales como volúmenes diastólicos y sistólicos, volumen latido y fracción de eyección.

La segmentación 3-D de la aurícula izquierda, mediante la aplicación de Egs, puede ser considerada para el diseño de modelos 3-D que permitan abordar, clínicamente, enfermedades como la fibrilación auricular izquierda mediante, por ejemplo, procedimientos de ablación.

Referencias

- Latarjet M, Ruíz A. Anatomía Humana. Volumen 2. Buenos Aires: Panamericana; 1983.
- Barrett KE. Ganong fisiología médica. México: McGraw Hill; 2013.
- Maddukuri P, Vieira M, De Castro S, Maron M, Kuvin J, Patel A. What Is the Best Approach for the Assessment of Left Atrial Size? Comparison of Various Unidimensional and Two-dimensional Parameters with Three-dimensional Echocardiographically Determined Left Atrial Volume. *J Am Soc Echocardiogr.* 2006;19(1):1026-32.
- Rossi A, Vassanelli C. Left atrium: no longer neglected. *Ital Heart J.* 2005;6(11):881-5.
- Vera M. Segmentación de estructuras cardiacas en imágenes de tomografía computarizada multi-corte [Tesis doctoral]. Mérida-Venezuela: Universidad de los Andes, 2014.
- Tobon C, Geers A, Peters J, Weese J, Pinto K, et al. Benchmark for Algorithms Segmenting the Left Atrium From 3D CT and MRI Datasets. *IEEE Transactions on Medical Imaging.* 2015;34(7):1460-73.
- Berg J, Lorenz C. Accurate left atrium segmentation in multislice CT images using a shape model. *Proc. of the SPIE.* 2005;5747(1):351-60.
- John M, Rahn N. Automatic-left atrium segmentation by cutting the blood pool at narrowings. *MICCAI.* 2005:798-805.
- Zheng Y, Wang T, John M, Zhou S, Boese K, Comaniciu D. Multi-part left atrium modeling and segmentation in C-arm CT volumes for atrial fibrillation ablation. *MICCAI.* 2011: 487-95.
- Stroustrup B. The C++ Programming Language. USA: Addison-Wesley; 2000.
- Chapman S. MATLAB Programming for Engineers. USA: Thomson; 2004.
- Johnson H, McCormick M, Ibáñez L. Insight Software Consortium. Insight Segmentation and Registration Toolkit (ITK). 3 ed. Updated for ITK version 4.5. 2009. Available in: <http://www.itk.org/>,
- Schroeder W, Martin K, Lorensen B. The Visualization Toolkit, an Object-Oriented Approach to 3D Graphics. USA: Prentice Hall; 2001.
- Pratt W. Digital Image Processing. USA: John Wiley & Sons Inc; 2007.
- Meyer Y. Wavelets and Operators. Cambridge: Cambridge University Press; 1999.
- Passarielo G, Mora F. Imágenes Médicas, Adquisición, Análisis, Procesamiento e Interpretación. Venezuela: Equinoccio Universidad Simón Bolívar;1995.
- Huérffano Y, Vera M, Del Mar A, Chacón J, Vera MI, Bautista N, et al. Método de segmentación de imágenes cardiacas: Fundamentos y alcance. *Revista Latinoamericana de Hipertensión.* 2015;10(3):77-87.
- Dice L. Measures of the amount of ecologic association between species. *Ecology.* 1945;26(3):297-302.