

strategia basada en realce por similaridad local para la segmentación computacional de la vena cava superior en imágenes de tomografía computarizada cardiaca

A strategy based on local similarity enhancement for computational segmentation of the superior vena cava in cardiac computed tomography

Miguel Vera, MgSc. PhD^{1,3*}, Yoleidy Huérfano, MgSc¹, Julio Contreras-Velásquez, MgSc⁴, Valmore Bermúdez, MD, MPH, MgSc, PhD², Atilio Del Mar, MD⁵, María Cuberos, MgSc. PhD², Marisela Vivas, MgSc. PhD², Nahid Bautista, MgSc², Frank Saenz Ing², Jhoel Rodríguez MgSc²,

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

*E-mail de correspondencia: veramigt@gmail.com.

²Grupo de Investigación Altos Estudios de Frontera (ALEF), Universidad Simón Bolívar, Cúcuta, Colombia.

³Grupo de Investigación IngeBioCaribe, Universidad Simón Bolívar, Cúcuta, Colombia.

⁴Grupo de Investigación Gestión de Innovación y Emprendimiento, Universidad Simón Bolívar, Cúcuta, Colombia.

⁵Instituto de Bioingeniería y Diagnóstico Sociedad Anónima (IBIDSA), San Cristóbal, Venezuela.

E

El artículo propone una estrategia para segmentar la vena cava superior (VCS) en 20 imágenes tridimensionales (3-D) de tomografía computarizada multicapa, correspondientes al ciclo cardiaco completo de un paciente. Esta estrategia consta de las etapas de pre-procesamiento, segmentación y entonación de parámetros. La etapa de pre-procesamiento se divide en dos fases. En la primera, denominada fase de filtrado, se emplea una técnica denominada realce por similaridad local (LSE) con el propósito de disminuir el impacto de los artefactos y atenuar el ruido en la calidad de las imágenes. Esta técnica, combina un filtro promediador, un filtro detector de bordes (denominado black top hat) y un filtro gaussiano (GF). En la segunda, identificada como fase de definición de una región de interés (ROI), se consideran las imágenes filtradas, máscaras de soporte vectorial de mínimos cuadrados e información a priori para aislar las estructuras anatómicas que circundan

la VCS. Por otra parte, durante la etapa de segmentación 3-D se implementa un algoritmo de agrupamiento, denominado crecimiento de regiones (RG), el cual es aplicado a las imágenes pre-procesadas. Durante la entonación de parámetros, de la estrategia propuesta, el coeficiente de Dice (Dc) es utilizado para comparar las segmentaciones, de la vena cava superior, obtenidas automáticamente, con la segmentación de la VCS generada, manualmente, por un cardiólogo. La combinación de parámetros que generó el Dc más elevado considerando el instante de diástole se aplica luego a las 19 imágenes tridimensionales restantes, obteniéndose un Dc promedio superior a 0.88 lo cual indica una buena correlación entre las segmentaciones generadas por el experto cardiólogo y las producidas por la estrategia desarrollada.

Palabras clave: tomografía, vena cava superior, realce por similaridad local, segmentación

The article proposes a strategy to segment the superior vena cava (VCS) into 20-dimension (3-D) images of multi-layer computed tomography, corresponding to the complete cardiac cycle of a patient. This strategy consists of the stages of pre-processing, segmentation and intonation of parameters. The pre-processing stage is divided into two phases. In the first phase, called the filtering phase, a technique called local similarity enhancement (LSE) is used in order to reduce the impact of the artifacts and to attenuate noise in the quality of the images. This technique combines an averaging filter, an edge detector filter (called black top hat) and a Gaussian filter (GF). In the second, identified as a region of interest (ROI) definition phase, we consider filtered images, least squares vector support machines and a priori information to isolate the anatomical structures that surround the VCS. On the other hand, during the 3-D segmentation stage a clustering algorithm, called region growth (RG), is implemented, which is applied to the pre-processed images. During the intonation of parameters, of the proposed strategy, the Dice coefficient (Dc) is used to compare the segmentations of the superior vena cava, obtained automatically, with the segmentation of the VCS generated manually by a cardiologist. The combination of parameters that generated the highest Dc considering the instant of diastole is then applied to the remaining 19 three-dimensional images, obtaining an average Dc higher than 0.88 which indicates a good correlation between the segmentations generated by the expert cardiologist and those produced by the strategy developed.

Keywords: tomography, superior vena cava, local similarity enhancement, segmentation

La vena cava superior (VCS) es una de las venas más importantes del cuerpo humano. Es un tronco venoso o vena de gran calibre que recoge la sangre de la cabeza, el cuello, los miembros superiores y el tórax. Se inicia en la unión de las dos venas braquiocéfálicas, pasa directamente hacia abajo y desemboca en la aurícula derecha¹. Retorna la sangre de todas las estructuras que quedan por encima del músculo diafragma con excepción de los pulmones y el corazón. La SVC está rodeada por estructuras más rígidas como esternón, tráquea y bronquio principal derecho, aorta y

arteria pulmonar y está, totalmente, envuelta por los ganglios linfáticos parahiliares y paratraqueales¹, por lo tanto, puede ser comprimida fácilmente por cualquier tumor o lesión ocupante de espacio (LOE) lo cual puede contribuir para que se produzca el síndrome de vena cava superior (SVCS)². Además, la obstrucción de la VCS condiciona la redistribución del flujo venoso hacia el sistema de la vena ácigos, las venas mamarias internas, paraespinales, esofágicas laterales y subcutáneas³.

El SVCS es un cuadro clínico que aparece como consecuencia de la obstrucción de la VCS y que se manifiesta por una disminución intensa del retorno venoso procedente de la cabeza, cuello y extremidades superiores². Puede ser debido a trombosis intrínseca (idiopática o primaria) o a la compresión extrínseca (asociada o no a trombosis secundaria). Constituye una de las escasas situaciones de urgencia médica en oncología, por lo que su diagnóstico precoz es clave para un eficaz tratamiento y un mejor pronóstico a mediano plazo.

En⁴ se pueden revisar, detalladamente, las características anatómicas y fisiopatológicas del síndrome de la vena cava superior. La causa más frecuente de obstrucción de la VCS es el cáncer ya que debido a la llegada de los antibióticos, las enfermedades benignas dejaron de ser las causantes más frecuentes del SVCS⁵. Actualmente los aneurismas sífilíticos y las mediastinitis tuberculosas como desencadenantes de SVCS son infrecuentes. En⁶, se señala que el 40% de 274 casos de SVCS eran debidos a la sífilis o a la tuberculosis, pero en la actualidad las enfermedades malignas son causantes de alrededor del 97% de todos los casos de SCVS^{6,7}. La causa más frecuente no maligna de SCVS es el bocio, mientras que otras condiciones benignas causantes de SVCS incluyen las trombosis primarias de la vena cava superior, las pericarditis constrictivas y las mediastinitis esclerosantes idiopáticas. En cuanto a las enfermedades malignas, el carcinoma de pulmón y los linfomas causan la inmensa mayoría de los SVCS. En⁷, se reporta que en una combinación de series, el 75% fueron debidos a carcinomas broncogénicos, el 15% a linfomas y el 7% a enfermedad metastásica.

El diagnóstico clínico del SVCS suele confirmarse mediante la realización de una tomografía computarizada (CT), que, además de revelar información acerca de la localización de la lesión causante del cuadro; también esta técnica de imagen puede resultar útil para programar la conducta idónea de cara a obtener un diagnóstico histológico si éste fuera necesario. Por lo general, no suele precisarse la realización de otras pruebas complementarias si la CT proporciona la información suficiente⁸.

La segmentación de estructuras cardíacas es uno de los procesos que mayor auge ha cobrado en la actualidad debido, entre otras razones, a la presencia de una sociedad altamente tecnificada. Así mismo, a escala mundial, el uso de técnicas de segmentación cada vez más complejas ha

permitido la generación automática de cada una de las estructuras anatómicas que conforman ese vital órgano del cuerpo humano denominado corazón.

Una forma de verificar la existencia del SVCS es a través de la segmentación de la VCS, la cual posibilita el diagnóstico de dicha enfermedad sin necesidad de aplicar métodos invasivos extremos como lo sería intervenir, quirúrgicamente, a un paciente para determinar la condición de la SVC.

Por otra parte, al revisar el estado del arte relativo a la segmentación automática de la VCS se halló el trabajo presentado por Huérfano et al⁹ en el cual proponen una estrategia para la segmentación tridimensional de la VCS en 20 imágenes cardíacas de tomografía computarizada multicapa, correspondientes al ciclo cardíaco completo de un sujeto. Esta estrategia se basó en la técnica de realce por similitud global la cual consta de las etapas de pre-procesamiento, segmentación y entonación de parámetros. El pre-procesamiento se aplicó, preliminarmente, al instante de diástole final y se dividió en dos fases denominadas: Filtrado y Definición de una región de interés. Estas fases abordan los problemas de ruido, artefactos y bajo contraste de las imágenes. Para la segmentación, de la SVC, se implementó el algoritmo de crecimiento de regiones el cual es aplicado a las imágenes pre-procesadas y es inicializado con un vóxel detectado con máquinas de soporte vectorial de mínimos cuadrados. Durante la entonación de parámetros, se usa el coeficiente de Dice (Dc) para comparar las segmentaciones obtenidas mediante la estrategia propuesta y la segmentación generada, manualmente, por un cardiólogo. La combinación de técnicas de filtrado que generó el Dc más elevado considerando el instante de diástole se aplica luego a las 19 imágenes 3D restantes, obteniéndose un Dc promedio superior a 0.9 lo cual indica una excelente correlación entre las segmenta-

ciones generadas por un experto cardiólogo y las producidas por la estrategia desarrollada.

El presente trabajo expone una estrategia basada en una variante de E1 reportado en¹⁰, para la segmentación de la VCS. La presente estrategia se basa en realce por similitud local (LSE) para segmentar la VCS, tomando en cuenta el enfoque intra-sujeto, y considerando las etapas de pre-procesamiento, segmentación y entonación de parámetros. Estas etapas se someten a un proceso de validación que considera el coeficiente de Dice¹¹ para comparar segmentaciones del VCS obtenidas automática y manualmente.

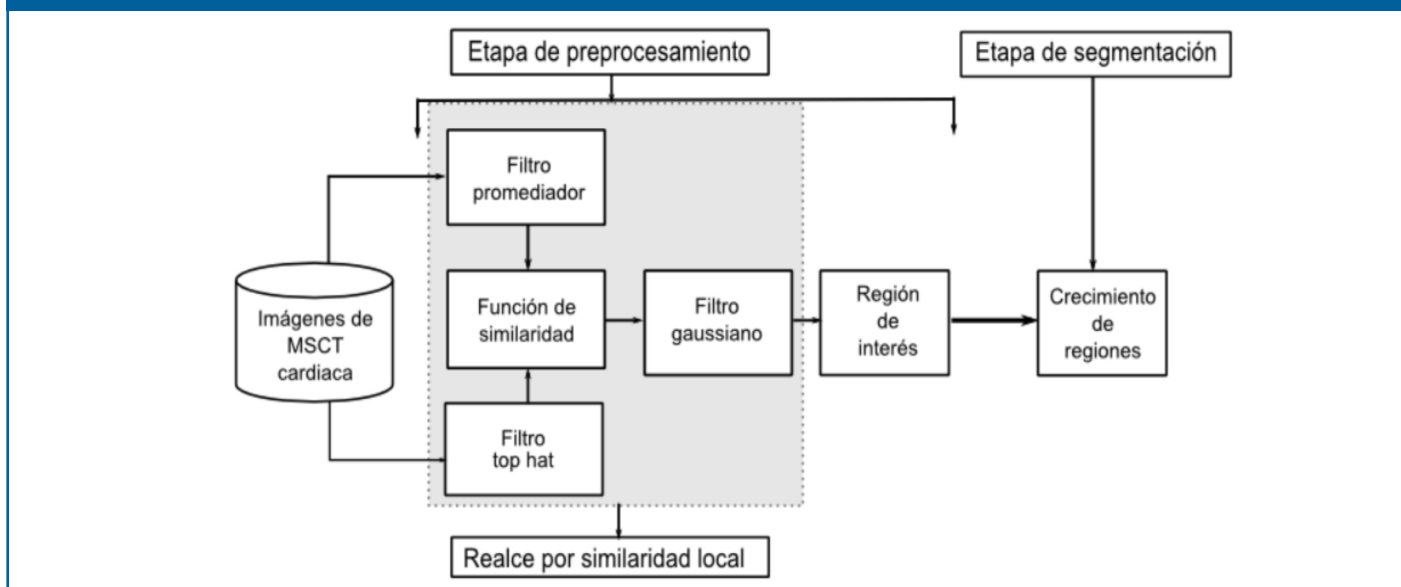
Descripción de las bases de datos

La base de datos (DB) utilizada fue suministrada por el Laboratoire de Traitement du Signal et de L'Image (LTSI) de la Université de Rennes I, en Francia, y está constituida por imágenes de MSCT cardíaca de un paciente. La DB posee 20 instantes que representan un ciclo cardíaco completo. Cada instante tiene 326 imágenes de resolución espacial 512x512 píxeles, muestreadas a 12 bits por píxel, con vóxeles de tamaño 0.488 mm x 0.488 mm x 0.393 mm. También se cuenta con la segmentación manual de la VCS correspondiente al instante diástole final, generada por un cardiólogo, la cual representa el ground truth del SVC que servirá como referencia para validar los resultados.

Estrategia propuesta para la segmentación de la vena cava superior, basada en realce por similitud local (LSE)

La Figura 1 muestra la estrategia propuesta para generar la morfología de la VCS. Debido a que tal estrategia está basada en un realce por similitud de tipo local, en el contexto del presente artículo, será utilizado el acrónimo LSE para hacer referencia a ella.

Figura 1. Diagrama de bloques de la estrategia LSE la cual constituye una variante de E1 presentada en [10]

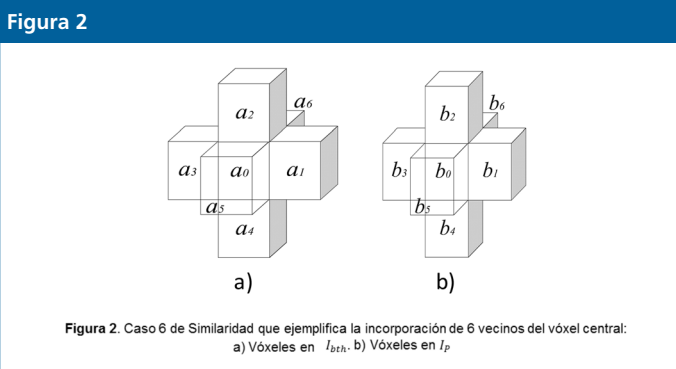


Etapa de pre-procesamiento

- Fase de filtrado:

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

- a. Generación de una imagen promediada (I_p), procesando cada imagen original (I_o) con un filtro denominado promediador¹². El papel de este filtro es minimizar el ruido Poissoniano presente en las imágenes.
- b. Obtención de una imagen denominada black top hat (I_{bth}), procesando cada imagen original (I_o) con un filtro denominado black top hat¹³. El papel de este filtro es detectar los bordes de las cavidades cardiacas.
- c. Aplicación de una función de similitud local. La función de similitud local utiliza una vecindad en forma de cruz 3-D en la cual se considera, sucesivamente, la incorporación de cada uno de los seis vecinos directos del voxel central en cada volumen de entrada, que se presentan mediante la figura 2. La finalidad de la similitud local es minimizar el efecto de los artefactos y preservar la información interna a los bordes.



Esta función de similitud local genera una imagen de similitud (I_s) utilizando la Ecuación (1). Esta imagen representa una medida del contraste entre los valores del nivel de gris de dos imágenes que representan versiones filtradas de la imagen de entrada, como lo son las I_p e I_{bth} .

$$I_s = \sum_{i=1}^6 [(a_0 - a_i)^2 + (a_0 - b_i)^2 + (b_0 - a_i)^2] \quad (1)$$

- d. Generación de una imagen gaussiana (I_g). Debido a que el filtro denominado black top hat puede reforzar el ruido Poisson, presente en las imágenes de MSCT, se aplica a la imagen I_s un suavizado basado en el filtro gaussiano¹⁴.

- Fase de definición de una región de interés (ROI):

La similitud de los niveles de gris de los voxels que conforman las estructuras del corazón derecho exige la colocación de superficies que faciliten su segmentación. Para ello se implementa, computacionalmente,

una función discriminante que permite aislar la VCS de otras estructuras anatómicas circundantes mediante la incorporación, en las imágenes consideradas, de un plano denominado Plano Cava. La colocación del referido plano se rige por el procedimiento que se describe a continuación:

- i) Se considera una técnica de reducción de tamaño, basada en interpolación cúbica, cuyo parámetro se hace coincidir con el factor de reducción óptimo, obtenido en¹⁰. 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 vena cava superior con la aurícula derecha (P1) y el centroide de la vena cava superior en la primera capa de la base del corazón (P2). Para ambos puntos se establecen, manualmente, las coordenadas que establecen sin ambigüedad su ubicación espacial en cada imagen considerada.
- iii) Se implementa una máquinas de soporte vectorial de mínimos cuadrados (LSSVM)¹⁵, 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 P1y 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, por cada punto de referencia. 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 de atributos estadísticos (V_a), 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, γ 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 γ .

- 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 el plano axial, desde la primera imagen ubicada en la base del corazón, hasta la imagen que representa la mitad del volumen considerado (ecuador de la base de datos).
- II) Reconocimiento del centroide (P2): Una LSSVM entrenada empieza a buscar el centroide desde la primera capa de la base del corazón, hasta la última imagen que conforma dicha base.

El proceso de validación efectuado con LSSVM permite identificar las coordenadas automáticas 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 tanto para establecer la dirección del plano (cava), como para la colocación del referido plano en la base de la VCS. Luego, mediante un proceso de discriminación, se seleccionan o se excluyen los puntos de las bases de datos procesadas que sean de interés, de acuerdo con la estructura anatómica del corazón derecho que se desee segmentar, en este caso, la VCS.

Etapa de segmentación

La ubicación de la semilla, para inicializar el crecimiento de regiones¹² (RG), se calcula usando LSSVM mediante un proceso análogo al descrito durante la detección de los puntos de referencia. Para aplicar el RG, a las imágenes pre-procesadas, se hicieron las siguientes consideraciones:

a) A la vecindad inicial, que se construye a partir de la se-

milla, se le asigna forma cúbica cuyo lado depende de un escalar arbitrario r . El parámetro r requiere de un proceso de entonación. b) Como criterio pre-definido, se elige el modelado mediante la Ecuación 2.

$$|I(x) - \mu| < m\sigma \quad (2)$$

siendo: $I(x)$ la intensidad del vóxel semilla, μ y σ la media aritmética y la desviación estándar de los niveles de gris de la vecindad inicial y m un parámetro que requiere entonación.

Etapa 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 describen a continuación:

Los parámetros asociados al filtro promediador son ϵ y R_p . Aquí, ϵ se hace coincidir con la desviación estándar de la imagen 3-D de entrada al filtro promediador; mientras que, para el radio (R_p) de la vecindad, sobre la cual se calcula el promedio de los niveles de gris, fueron consideradas vecindades 3-D de tamaño impar, dado por las combinaciones: $(3 \times 3 \times 3)$, $(5 \times 5 \times 5)$, $(7 \times 7 \times 7)$, $(9 \times 9 \times 9)$ y $(11 \times 11 \times 11)$.

Los filtros de dilatación y erosión tienen como parámetros la forma y el tamaño del elemento estructurante. Con el propósito de reducir el número de posibles combinaciones, se consideró un enfoque isotrópico para establecer el rango de valores, que controlan el tamaño del elemento estructurante, el cual viene dado por las combinaciones: $(1 \times 1 \times 1)$, $(2 \times 2 \times 2)$, $(3 \times 3 \times 3)$, $(4 \times 4 \times 4)$, $(5 \times 5 \times 5)$, $(6 \times 6 \times 6)$, $(7 \times 7 \times 7)$, $(8 \times 8 \times 8)$ y $(9 \times 9 \times 9)$.

Seguidamente, para el filtro de realce por similaridad local el único parámetro, requerido por esta función, es el caso que debe elegirse para generar la imagen de similaridad. Se puede elegir cualquiera de las posibilidades dada por los casos: 1, 2, 3, 4, 5, 6; correspondientes a la consideración simultánea de 1, 2, 3, 4, 5 y 6 vecinos, del vóxel objeto de estudio, respectivamente¹⁰.

Posterior a ello, 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. De forma que, σ se hace coincidir con todos los valores comprendidos en el intervalo real¹⁴ con un tamaño de paso de 0.25. El otro parámetro del filtro gaussiano, es el tamaño de la vecindad. Tales tamaños son $(3 \times 3 \times 3)$, $(5 \times 5 \times 5)$, $(7 \times 7 \times 7)$ y $(9 \times 9 \times 9)$.

Los parámetros de las LSSVM, σ^2 y γ , se entonan suponiendo que la función de costo es convexa y desarrollando ensayos basados en los siguientes pasos:

Para entonar el parámetro γ se fija arbitrariamente el valor de σ^2 y se asignan, sistemáticamente, valores al parámetro γ . El valor de σ^2 se fija inicialmente en 25. Ahora, se varía γ considerando el rango [0,100] y un tamaño de paso de 0.25.

Un proceso análogo se aplica para entonar el parámetro σ^2 , es decir, se le asigna a γ el valor óptimo obtenido en el paso anterior y, se considera un tamaño de paso de 0.25 para asignarle a σ el rango de valores contenidos en el intervalo [0,50].

Los parámetros óptimos de las LSSVM son aquellos valores de γ 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.

Durante la entonación de los parámetros del RG, cada una de las segmentaciones automáticas de la VCS correspondientes al instante diástole final se compara, usando el Dc, con la segmentación manual de la VCS 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 Dc.

El Dc es una métrica que permite comparar segmentaciones de una misma imagen 3-D obtenida por diversas metodologías. En el contexto cardiaco, usualmente, el Dc 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 cardiaca. Adicionalmente, el Dc 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 Dc son números reales comprendidos entre 0 (mínimo) y 1 (máximo). Entre más cercano a 1 se encuentre el valor del Dc, mejor será el desempeño del procedimiento que no es manual. El modelo matemático que define el Dc, viene dado por la Ecuación 3.

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

En este punto, es necesario enfatizar que:

En el contexto del presente trabajo, el proceso de entonación para la fase de filtrado fue tomada de¹⁰ por ser LSE una variante de E1. Para el caso de ROI y RG se hará su respectiva entonación de parámetros. En la Tabla 1, se reportan los parámetros fijos optimizados en¹⁰, los cuales serán aplicados a los 19 instantes restantes del ciclo cardiaco completo.

Tabla 1. Parámetros óptimos, reportados en¹⁰, para los filtros que conforman la estrategia LSE.

Filtros vinculados con la estrategia LSE								
Promediador	*Gme1	Gme2	Gme3	**Gs	Erosión	Dilatación	Bth	Similaridad
Umbral (e)	Desviación estándar (enf. isotrópico)				Forma del SE			Tipo
σ_0	(1,1,1)	(3,3,3)	(5,5,5)	$(\sigma_s, \sigma_s, \sigma_s)$	Esférica			No Ponderada
Tamaño de vecindad								Caso
3x3x3	3x3x3	3x3x3	3x3x3	3x3x3	3x3x3	7x7x7	Mixto	4

*Gme: Filtro Gaussiano multi-escala

**Gs: Filtro Gaussiano simple

Resultados

Resultados cuantitativos

Respecto a las LSSVM entrenadas se obtuvieron, como parámetros óptimos para γ y σ^2 los valores 3.00 y 1.00, respectivamente. Estos valores están asociados con un error relativo porcentual mínimo de 3.07 %. Para la estrategia LSE los parámetros óptimos del RG fueron: r= 10 píxeles y m= 4.5 y corresponden a un Dc máximo de 0.9000.

Las segmentaciones que se obtuvieron con la combinación LSE + GF + ROI + RG reportaron un Dc promedio de $0.88 \pm 1.54 \times 10^{-2}$ y un tiempo de computo promedio de 15.45 ± 1.34 minutos para cada instante del ciclo cardiaco completo. Este valor para el Dc es comparable con el reportado en la referencia [9], tal como lo muestra la Tabla 2.

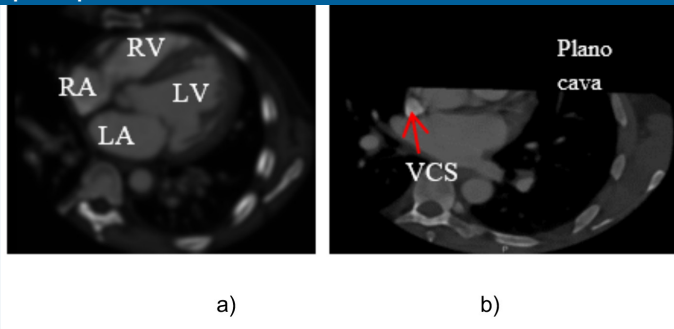
Tabla 2. Comparación del Dc promedio, para el RA, durante la validación intra-sujeto.

Autores	Técnica	Modalidad	Dc promedio
Huérffano et al. (2015)	(GSE + MF + ROI + RG)	MSCT	0.9000
Huérffano et al. (Estrategia propuesta en la presente investigación)	LSE + GF+ ROI + RG	MSCT	0.8800

Resultados cualitativos

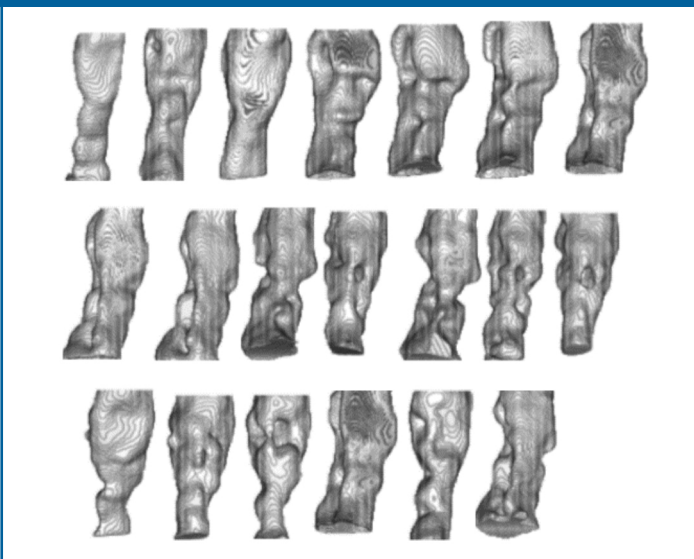
La Figura 3, muestra una vista 2-D del instante de diástole final original, filtrado con la secuencia LSE + GF y cortado con el plano tricúspide.

Figura 3. Vista transversal de: a) Imagen filtrada con realce por similitud local (LSE). b) Imagen con región de interés definida por el plano cava



Por otra parte, la Figura 4 muestra la vista 3-D de los 20 instantes que conforman el ciclo cardiaco completo del paciente considerado (validación intra-sujeto). En esta figura se aprecia una excelente representación de la vena cava superior.

Figura 4. Representación 3-D de las 20 segmentaciones del vena cava superior, correspondientes a un ciclo cardiaco completo.



Conclusiones

Se ha presentado la estrategia LSE cuya entonación permite una segmentación precisa de la vena cava superior ya que el Dc obtenido, durante la validación intra-sujeto, es comparable con el reportado en la literatura.

En el futuro inmediato, se tiene previsto realizar una validación más completa que permita, por una parte, analizar el desempeño de la estrategia propuesta ante la variabilidad inter-sujeto y, por la otra, analizar la morfología de la VCS para determinar la presencia o no del síndrome de la mencionada vena.

Agradecimientos

Los autores agradecen por el apoyo financiero al Consejo de Desarrollo Científico Humanístico Tecnológico y de las Artes (CDCHTA) de la Universidad de Los Andes-Venezuela, (a través del proyecto código NUTA-C-29-15-07-C), a la Universidad Simón Bolívar de Cúcuta-Colombia (a través del proyecto código C2011520216), y al Decanato de Investigación de la Universidad Nacional Experimental del Táchira, San Cristóbal-Venezuela.

Referencias

1. Diccionario Enciclopédico Ilustrado de Medicina Dorland. Vol. 6. New York: McGraw-Hill - Interamericana de España; 1996.
2. Zambudio AR, González JR, Prats MC, Madrona AP, Cogollos TS, Paricio PP. Síndrome de vena cava superior por bocio multinodular. *Revista Clínica Española* 2000; 200(4): 208-11.
3. Calzas J, Lianes P, Cortés- Funes H. Corazón y neoplasias: Puesta al día. *Patologías del corazón de origen extracardiaco*. *Revista española de cardiología*. 1998; 51(4): 314-31.
4. Roswit B, Kaplan G, Jacobson HG. The superior vena cava syndrome in bronchogenic carcinoma. *Radiology*. 1953; 61(5): 722.
5. Domínguez MA, Manterola A, Romero P, Martínez E, Arias F, Villafranca E, Martínez M. Obstrucción maligna de la vena cava superior Malign obstruction of the superior vena cava. *Anales Sis Navarra*. 2004; vol.27 (3):1137-6627.
6. Schechter MM. The superior vena cava síndrome. *Am J Med Sci*. 1954; 227(1): 46-56.
7. Lokich JJ, Goodman RL. Superior vena cava síndrome. *JAMA*. 1975; 231(1): 58-61.
8. Pinto AA, González M. Síndrome de vena cava superior. *Med Clin*. 2009; 132(5):195-9.
9. Huérfano Y, Vera M, Del Mar A, Vera MI, Chacón J, Wilches S, Graterol M, Torres M, Arias V, Rojas J, Prieto C, Siguencia W, Angarita L, Ortiz R, Rojas D, Garicano C, Riaño D, Chacín M, Contreras J, Bermúdez V, Bravo A. "Segmentación computacional de la vena cava superior y procesos hipertensivos". *Revista Latinoamericana de Hipertensión*. 2016; 11(2): 25-29.
10. Vera M. "Segmentación de estructuras cardiacas en imágenes de tomografía computarizada multi-corte,". Tesis doctoral.. Mérida-Venezuela: Universidad de los Andes; 2014.
11. Dice L. Measures of the amount of ecologic association between species. *Ecology*. 1945; 26(3): 297-302.
12. Passarielo G, Mora F. *Imágenes Médicas, Adquisición, Análisis, Procesamiento e Interpretación*. Caracas: Equinoccio Universidad Simón Bolívar; 1995.
13. Medical images edge detection based on mathematical morphology. Shanghai, China; 17-18 Jan. 2006. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference of the* 2006: 6492-95.
14. Meijering H. "Image enhancement in digital X ray angiography" Tesis de Doctorado.. Wageningen: Utrecht University, Netherlands; 2000.
15. Fischer M, Paredes JL, Arce GR. Weighted median image sharpeners for the world wide web. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2002; 11(7):717-27.