

Evaluación de técnicas para la detección de la cavidad ventricular izquierda en imágenes de angiografía cardiaca por rayos X

Evaluation of techniques for the detection of the left ventricular cavity in X-ray images of cardiac angiography

Antonio J. Bravo, MgSc, PhD^{1*}, Rubén Medina MgSc, PhD², Miguel Vera, MgSc, PhD^{3,4}, Julio Contreras-Velásquez, MSc³, José Chacón, MgSc, PhD³, Sandra Wilches-Durán, MgSc³, Modesto Graterol-Rivas, gSc, PhD³, Daniela Riaño-Wilches, BSc⁶, Joselyn Rojas, MD, MSc⁵, Valmore Bermúdez, MD, MSc, MPH, PhD^{7*}

¹ Grupo de Bioingeniería, Universidad Nacional Experimental del Táchira, San Cristóbal, 5001, Venezuela. Autor responsable de correspondencia: abravo@unet.edu.ve

² Grupo de Ingeniería Biomédica (GIBULA), Universidad de Los Andes- Mérida, Venezuela.

³ Grupo de Investigación Altos Estudios de Frontera (ALEF), Universidad Simón Bolívar, Cúcuta, Colombia.

⁴ Grupo de Investigación en Procesamiento Computacional de Datos (GIPCD-ULA) Universidad de Los Andes-Táchira, Venezuela.

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

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

⁷ Centro de Investigaciones Endocrino-Metabólicas "Dr. Félix Gómez" Facultad de Medicina. Universidad del Zulia, Venezuela.

67

Resumen

En este trabajo, se compara el desempeño de tres (3) técnicas diseñadas para la detección de la cavidad ventricular izquierda en imágenes de angiografía cardiaca, con el fin de obtener la información necesaria para cuantificar la función ventricular. Las técnicas se basan en a) aproximación lineal (AL), b) modelos de cuerpos deformables (snake), y c) relaciones funcionales y técnicas de agrupamiento (RFTA). La comparación se establece tomando como referencia los contornos trazados por especialistas cardiólogos que definen la cavidad ventricular, y siguiendo una metodología que permite cuantificar la diferencia entre la forma final obtenida por cada método propuesto y la forma real trazada por el especialista. Los resultados comprueban que la técnica basada en modelos de cuerpos deformables es más robusta frente a cambios topológicos tales como suavidad y curvatura presentes en la forma ventricular izquierda en comparación con las otras dos técnicas propuestas. Sin embargo, la técnica basada en snake, al igual que la basada en AL, necesita un conjunto de puntos iniciales establecidos de forma manual cerca de la forma a extraer, a diferencia de la técnica de RFTA, la cual extrae la forma ventricular de manera automática.

Palabras clave: detección de contornos, aproximación lineal, modelos de cuerpos deformables, relaciones funcionales, técnicas de agrupamiento, estimadores de forma.

Abstract

In this work, the performance of three (3) techniques designed for left ventricular cavity detection applied in cardiac angiography images are compared. The techniques obtain the necessary information for quantifying ventricular function, based on a) linear approximation, b) deformable models (snake), and c) clustering techniques and functional relations. Comparison is established following a methodology that allows quantifying the final shape obtained by each proposed method with respect to the real shape traced by a cardiologist. Experimental results show that techniques based on deformable models are more robust than the other two proposed techniques. These models accurately match the smoothness and curvature features of the left ventricular shapes. However, the snake and the linear programming technique require an initial set of points traced manually near the shape to be extracted, while the clustering techniques and the functional relations approach are able to extract automatically the ventricular shape.

Keywords: Edge detection, linear programming, deformable models, functional relations, clustering techniques.

La mayoría de los métodos de detección de la cavidad ventricular izquierda se basan en el trazado de una curva que delimite dicha estructura, lo cual permite discriminar las regiones de la imagen que conforman el ventrículo con respecto a las demás estructuras que aparecen en la misma^{1,2,3}. Otro tipo de técnicas, se basa en la aplicación de métodos clásicos de clasificación de patrones, en los cuales la imagen es sometida a procesos de agrupamiento hasta representarla como un conjunto no solapado de dos regiones, una de ellas constituye el objeto de interés, y la otra el fondo de la imagen^{4,5}.

$$\mathbf{P}_0 = [x_0, y_0]^T, \mathbf{P}_1 = [x_1, y_1]^T, \dots, \mathbf{P}_{i-1} = [x_{i-1}, y_{i-1}]^T, \mathbf{P}_i = [x_i, y_i]^T, \mathbf{P}_{i+1} = [x_{i+1}, y_{i+1}]^T, \dots, \mathbf{P}_n = [x_n, y_n]^T$$

La discriminación de la forma ventricular izquierda frente a las demás estructuras presentes en una imagen angiográfica, por medio de la aplicación de técnicas computacionales, ha constituido en los últimos años un problema abierto en el área de procesamiento digital de imágenes. Numerosos modelos desarrollados bajo nuevas y poderosas teorías, han sido introducidos en este campo, sin lograr aún establecer un estándar que se ajuste a los requerimientos de una validación clínica. La importancia de establecer un modelo clínicamente válido radica en que al obtener la forma ventricular izquierda se pueden desarrollar algoritmos para cuantificar automáticamente la función ventricular a partir de tal información^{5,6}.

2. Materiales y métodos

En este trabajo se hace una evaluación cuantitativa del desempeño de tres técnicas de detección de la cavidad ventricular izquierda. Para ello, se implanta un procedimiento cuyo objetivo fundamental, es la búsqueda de una metodología que permita generar un estándar de detección que disminuya los grados de variabilidad al momento de obtener los contornos de referencia por parte del especialista. Esta metodología se basa fundamentalmente en la promediación de diversos contornos trazados por múltiples expertos. Un segundo objetivo es la proposición de una métrica que permita cuantificar las diferencias existentes entre el contorno de referencia y el contorno estimado por el algoritmo. Para ello se evalúan ciertas métricas ya existentes, como son la distancia absoluta media⁷ y el error suma⁸.

2.1. Fuente de Datos

Los datos utilizados corresponden con secuencias de imágenes ventriculográficas mono-planas adquiridas mediante un sistema digital de imagenología intervencional por rayos X de panel plano INNOVA™ 4150 de General Electric Medical System. Se utilizan 6 secuencias mono-planas adquiridas de acuerdo con la proyección oblicua derecha anterior (RAO 30°). Cada imagen tiene una resolución de 512 × 512 píxeles con un tamaño de píxel de 0.285 × 0.285 mm y cada píxel está representado por 8 bits (256 niveles de gris).

2.2. Técnica de Aproximación Lineal

Este método es implantado con un algoritmo que requiere

básicamente cuatro (4) etapas: 1. Trazado del contorno inicial; 2. Extracción de una subimagen rectangular; 3. Detección de los puntos del contorno; 4. Trazado del contorno ventricular estimado.

2.2.1. Trazado del contorno inicial

Se considera como entrada una imagen adecuadamente pre-procesada, con el propósito de optimizar la visualización de la estructura a segmentar. Sobre tal imagen, se realiza el trazado del contorno inicial procediendo de manera interactiva, al marcar un conjunto de puntos sobre el contorno ventricular. Los elementos de este conjunto son utilizados como puntos de control P_i de un procedimiento de interpolación por b-spline⁹, dicho conjunto es denotado por la Ecuación 1.

donde T , denota la transposición y el segmento de curva i -ésimo se calcula como un promedio pesado de cuatro puntos de control vecinos P_{i+r} ($r = -2, -1, 0, 1$), cuyas coordenadas parametrizadas en t para un punto $Q_i(t)$ en tal segmento están dadas por la Ecuación 2.

$$Q_i(t) = \sum_{r=-2}^1 b_r(\beta_1, \beta_2; t) P_{i+r} \quad \text{para } 0 \leq t \leq 1 \quad (2)$$

siendo $b_r(\beta_1, \beta_2; t)$ una función escalar de base, correspondiente a un polinomio en t en el cual b_1 y b_2 intervienen como coeficientes. Las funciones de base se obtienen al introducir restricciones geométricas de continuidad entre los segmentos i e $i+1$, tanto del segmento b-spline $Q_i(t)$ como de sus respectivas primera y segunda derivada, $Q'_i(t)$ y $Q''_i(t)$, las condiciones se muestran en la Ecuación 3.

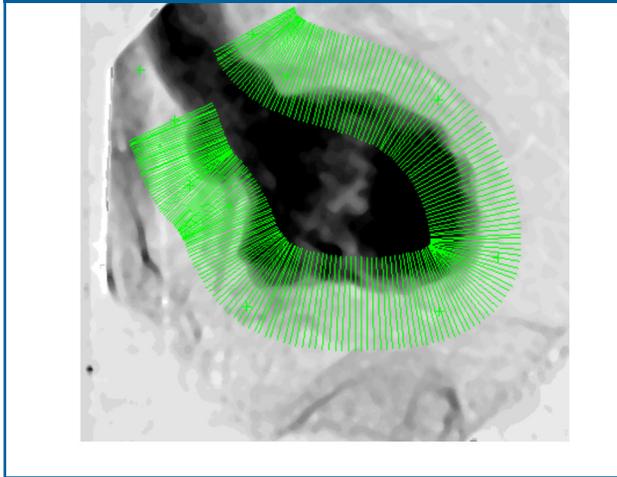
$$\begin{aligned} Q_{i+1}(0) &= Q_i(1) \\ Q'_{i+1}(0) &= \beta_1 Q'_i(1) \\ Q''_{i+1}(0) &= \beta_1^2 Q''_i(1) + \beta_2 Q'_i(1) \end{aligned} \quad (3)$$

En este trabajo se consideran $b_1 = 1$ y $b_2 = 0$ a objeto de simplificar la representación de las funciones de base¹⁰, y optimizar el tiempo de cálculo de las coordenadas de cada uno de los segmentos.

2.2.2. Extracción de la imagen rectangular

El contorno obtenido mediante interpolación es dividido en segmentos de igual tamaño definiendo de esta forma un conjunto de puntos $\{(x_1, y_1); (x_2, y_2); \dots; (x_n, y_n)\}$, que representen el inicio y fin de cada segmento. Por cada punto perteneciente al conjunto, se traza una recta perpendicular al contorno inicial, definiendo de esta manera una franja que contiene al contorno ventricular, como lo muestra la Figura 1. Una vez trazada la franja que contiene al contorno ventricular, se procede a la extracción de la información generando una subimagen rectangular que contiene los niveles de gris de dicha franja.

Figura 1. Franja que contiene el contorno ventricular



2.2.3. Detección de los puntos del contorno

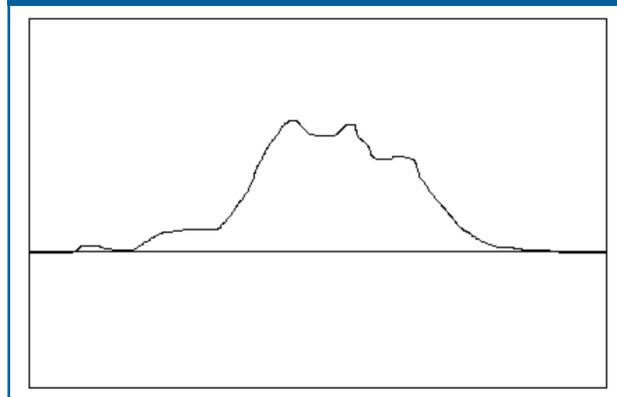
La subimagen rectangular es tratada con un filtro de mediana¹¹, para luego ser procesada con un operador gradiente¹² a lo largo de cada línea l , ello permite obtener una nueva imagen con el contorno realizado. La Ecuación 4 define el gradiente según las líneas.

$$I_{contorno}(i) = \frac{1}{3} \{x(i+4) + x(i+2) + x(i) - x(i-2) - x(i-4) - x(i-6)\} \tag{4}$$

La imagen rectangular una vez procesada usando el operador de gradiente se transforma en una imagen en la cual el contorno aparece realizado, sin embargo, se requiere definir sobre cada línea de la subimagen, un solo punto representativo del contorno. Si se observa el contenido de una línea de la imagen realizada (Figura 2), se puede verificar que varios puntos son candidatos a representar el contorno buscado. Se considera el centroide de gravedad de cada línea como indicativo del punto del contorno. De allí, la imagen realizada es procesada por un algoritmo que se encarga de calcular los centroides de gravedad asociados a cada línea de acuerdo con la Ecuación 5.

$$x_c = \frac{\sum_{i=1}^m i I_{contorno}(i)}{\sum_{i=1}^m I_{contorno}(i)} \tag{5}$$

Figura 2. Contenido de una línea de la imagen realizada



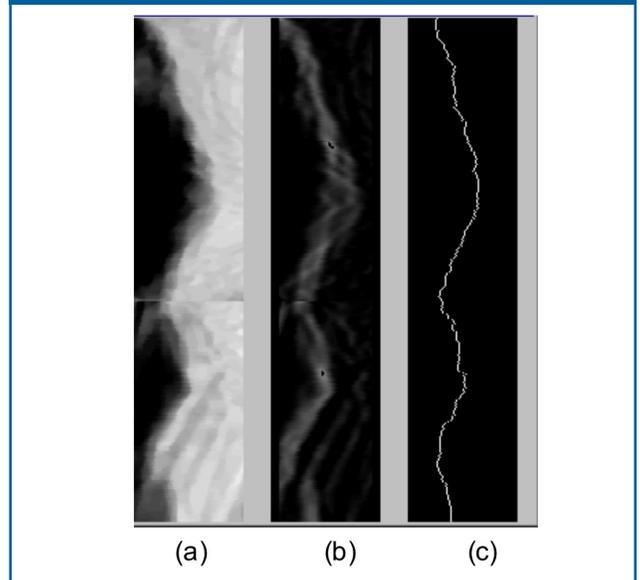
Donde, $I_{contorno}(i)$ es el nivel de gris asociado a la posición i de la línea de tamaño m .

2.2.4. Trazado del contorno ventricular estimado

El conjunto de valores $\{x_i\}$ representa las posiciones del contorno ventricular sobre la subimagen rectangular. Como existe una correspondencia unívoca entre los puntos de la subimagen rectangular y la imagen original, a partir del conjunto $\{x_i\}$ es posible determinar las coordenadas del contorno ventricular en la imagen original $\{x_o\}$. Mediante la interpolación por b-spline se genera el contorno ventricular estimado utilizando como puntos de control los elementos del conjunto $\{x_o\}$.

La extracción de los datos contenidos en la franja mostrada en la figura 1, corresponde a la subimagen rectangular de la Figura 3a. En esta franja se observa la información pertinente al contorno ventricular, sin incluir cualquier otro contorno perteneciente a posibles estructuras anatómicas presentes en la imagen al momento de la adquisición. Luego de procesar estos datos, se obtiene la imagen mostrada en la Figura 3b, la cual representa el resultado de aplicar el operador detector de contorno, definido por la ecuación 2. Se puede observar que existe sobre cada línea una región sobre la cual pudiese estar ubicado el punto de contorno buscado. Sin embargo, tanto la amplitud como la ubicación varían apreciablemente de una línea a otra. La aplicación del algoritmo de cálculo de centroide de gravedad sobre cada línea, permite definir claramente el contorno ventricular estimado, como se muestra en la Figura 3c.

Figura 3. (a) Subimagen rectangular original (b) Subimagen procesada por operador gradiente (c) Contorno obtenido.



2.3. Modelos de Cuerpos Deformables

Un modelo deformable está constituido por un conjunto de puntos de control conectados por líneas. Cada punto de control tiene una posición representada por las coordenadas (x,y) del plano imagen, por lo tanto el modelo s (snake o spline de energía minimizante) se puede representar de forma paramétrica como $v(s) = (x(s), y(s))$. En esta expresión, $v(s)$ es el vector que contiene a las coordenadas (x, y) de un determinado snake.

En el modelo propuesto, la energía asociada está formada por energía interna y energía de imagen de acuerdo con Ecuación 6.

$$E_{snake}^- = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds \\ = \int_0^1 [E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s))] ds \quad (6)$$

siendo E_{int} la energía interna del spline y E_{image} la energía asociada a las fuerzas de imagen.

La energía interna en el modelo obedece a la Ecuación 7, en la cual v es un arreglo que contiene las coordenadas de los puntos que conforman al modelo y los subíndices asociados a dicho arreglo denotan derivación. Los factores de peso a y b constituyen los coeficientes de elasticidad y rigidez asociados a un cuerpo deformable utilizados para ponderar la suavidad y la curvatura que el modelo activo puede adoptar.

$$E_{snake}^- = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds \\ = \int_0^1 [E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s))] ds \quad (7)$$

La energía de imagen se establece de acuerdo con la Ecuación 8.

$$E_{snake}^- = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds \\ = \int_0^1 [E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s))] ds \quad (8)$$

Esta expresión está fundamentada en la teoría de detección de bordes propuesta por Marr y Hildreth, 1980¹³, en la cual se establece que los cambios en las intensidades de una determinada imagen pueden ser detectados encontrando los máximos o mínimos de $\mathbf{G}_\sigma * \mathbf{I}$, para una imagen \mathbf{I} , siendo \mathbf{G} una distribución Gaussiana de dos dimensiones. Este análisis involucra la selección de la dirección a la cual debe ser asociada la primera derivada. Esta dirección debe coincidir con la orientación formada localmente por sus máximos o mínimos, siempre que se cumpla la condición de variación lineal¹⁴, la cual establece que la variación de la intensidad cerca y paralela a la línea del máximo o mínimo debe ser localmente lineal.

Los filtros Gaussianos pueden ser implantados por operadores discretos binomiales, los cuales convergen rápidamente a una función Gaussiana, por lo tanto para valores discretos, la distribución Gaussiana puede ser remplazada por la distribución binomial¹⁴. De allí, los filtros Gaussianos no son más que filtros de suavizamiento utilizados rutinariamente en procesamiento digital de imágenes para suprimir ruido presente en las escenas. Adicionalmente, estos filtros incorporan borrosidad a los contornos de las imágenes, la cual se incrementa al aumentar valor de la desviación estándar asociado al filtro, lo cual muchas veces ocasiona que estructuras muy finas pueden ser suprimidas de la escena. La utilización de este tipo de filtraje en el modelo propuesto explota la capacidad del filtro de disminuir los niveles considerables de ruido y de definir los contornos del ventrículo izquierdo sobre un amplio rango espacial, tratando de atenuar las regiones de la imagen donde no se encuentre cambios bruscos de intensidad.

A la imagen suavizada por el filtro Gaussiano se le aplica un operador basado en técnicas de gradiente, el cual se encarga de enfatizar los bordes de las componentes de la escena mientras atenúa los valores del nivel de gris de las regiones casi constantes en la imagen. El cálculo del gradiente debe realizarse tal que, su sensibilidad frente a la presencia de ruido

sea considerablemente baja, ya que existe la posibilidad de que la imagen suavizada por el operador Gaussiano contenga componentes de ruido que el mismo no ha podido eliminar. Por ello, se utiliza como operador gradiente el operador de Sobel de 5'5¹¹.

El proceso dinámico de deformación del modelo es controlado por las reglas básicas de la física. La primera de tales reglas corresponde con la primera Ley de Newton, la cual por ser el modelo discreto, puede asociarse a cada punto v_i según la Ecuación 9.

$$\mathbf{f}_i = m_i \mathbf{a}_i \quad (9)$$

La fuerza esta básicamente formulada sobre la base de tres (3) componentes, Ecuaciones 10, 11 y 12. La primera encargada de establecer la suavidad que el cuerpo deformable debe adquirir ($\mathbf{f}_{suavidad}$), otra que establece los niveles de curvatura del modelo ($\mathbf{f}_{curvatura}$), y una última, encargada de que la curva se ajuste al contorno del objeto que se quiere extraer (\mathbf{f}_{imagen}). Las dos primeras componentes de la fuerza se encargan de minimizar la energía del spline (ecuación 6) mientras que la última componente se encuentra asociada a la energía de imagen (Ecuación 7).

$$\mathbf{f}_{suavidad} = \mathbf{v}_{ss} = (v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}) \quad (10)$$

$$\mathbf{f}_{curvatura} = \mathbf{v}_{sss} = (v_{i-2} - 3v_{i-1} + 4v_i - 3v_{i+1} + v_{i+2}) \quad (11)$$

$$\mathbf{f}_{imagen} = |\nabla(\mathbf{G}_\sigma * \mathbf{I}(x, y))| \quad (12)$$

La fuerza total aplicada al modelo activo está formada por la suma pesada de las tres (3) componentes de fuerza antes señaladas, Ecuación 13.

$$\mathbf{f}_i = \alpha_f \mathbf{f}_{suavidad} + \beta_f \mathbf{f}_{curvatura} + \gamma_f \mathbf{f}_{imagen} \quad (13)$$

siendo α_f , β_f , y γ_f factores de peso que controlan la elasticidad, la rigidez, y la capacidad que el cuerpo deformable tiene para ser atraído hacia los contornos de los objetos que se quieren extraer.

Al combinar las ecuaciones 9 y 13 se tiene como única incógnita la aceleración en cada punto del modelo. La masa de los puntos del modelo se puede considerar como un factor de ponderación de la fuerza, por lo tanto, la misma se asume igual a la unidad para cada punto. La primera ecuación que interviene en el proceso dinámico corresponde con la Ecuación 14, que establece que la aceleración en un instante $t + Dt$, viene dada por la fuerza en el instante t anterior dividida la masa.

$$\mathbf{a}_i(t + \Delta t) = \frac{\mathbf{f}_i(t)}{m_i}, \quad | \quad m_i = 1 \quad \forall \quad v_i \quad (14)$$

Una segunda regla básica de la física a utilizar, esta dada por la ecuación 15.

$$\mathbf{u}_i(t + \Delta t) = \mathbf{u}_0 + \mathbf{a}_i(t) \Delta t \quad (15)$$

Donde la velocidad u_i asociada a cada punto del modelo, se obtiene con base en la velocidad inicial u_0 , y la aceleración obtenida por los puntos, en un incremento de tiempo Dt . Para el instante inicial, se asume la velocidad igual a cero en todos

los puntos del modelo, debido a que el modelo inicial es un cuerpo estático. Al analizar la Ecuación 15, se puede observar que el término Dt , constituye un factor de ponderación de la aceleración, entonces, Dt se escoge como la unidad.

La última regla de la física que interviene en el proceso de deformación viene representada por la ecuación 16, en la cual la posición de los puntos v_i en un instante de tiempo $t + Dt$, puede obtenerse, como una función de la posición y de la velocidad de los puntos, en el instante anterior.

$$v_i(t + \Delta t) = v_i(t) + u_i(t)\Delta t \quad |\Delta t = 1 \quad \forall t \quad (16)$$

Sustituyendo en las ecuaciones 14 a la 16, los valores de m_i , u_0 y de Dt establecidos, se obtiene el siguiente conjunto de ecuaciones:

$$\begin{aligned} a_i(t + 1) &= f_i(t) \\ u_i(t + 1) &= a_i(t) \\ v_i(t + 1) &= v_i(t) + u_i(t) \end{aligned} \quad (17)$$

a partir de las cuales se puede establecer que las variaciones de posición que van a sufrir los puntos que conforman el modelo durante el proceso de deformación, se expresan según la relación de la Ecuación 18.

$$v_i(t + 1) = v_i(t) + f_i(t) \quad (18)$$

El proceso dinámico de deformación del modelo es detenido cuando todos sus puntos alcanzan su estado estacionario, lo cual se logra para condiciones de fuerza nula. El estado estacionario de nuestro modelo, puede cuantificarse, con ayuda de la norma Euclídeana del vector fuerza, la cual representa la diferencia, que puede encontrarse entre dos posiciones discretas del modelo en el tiempo. Debido a que la deformación de la curva constituye un proceso discreto, existe la posibilidad de que la fuerza no alcance valores nulos para todos los puntos, por lo tanto, debe cuantificarse la diferencia del vector fuerza en dos instantes de tiempo consecutivos. Para diferencias muy pequeñas, entonces se puede establecer que el modelo ha alcanzado su estado estable.

En el presente trabajo no se propone un método automático para la escogencia de los valores de los factores de peso (a_i , b_i , y g_i). La forma de establecer estos valores sigue un procedimiento basado en el método heurístico, tal procedimiento comienza por fijar ciertos valores iniciales a los parámetros, los cuales son posteriormente modificados. Cada conjunto de valores de los parámetros permite encontrar un contorno que cumple con el proceso de deformación hasta alcanzar un estado estable de energía para el modelo. Cada contorno final encontrado es posteriormente comparado con un modelo trazado de forma manual por el cardiólogo y que se considera un contorno patrón. Para la comparación, se utilizan estimadores de forma que cuantifican la diferencia que existe entre los dos contornos comparados. El conjunto de parámetros a_i , b_i , y g_i que minimizan los valores de los estimadores de forma es escogido en el modelo de contorno activo propuesto.

2.4. Relaciones Funcionales y Técnicas de Agrupamiento

Un modelo de regresión lineal (I_{RL}) es aplicado para analizar la relación funcional¹⁵ entre los datos de la imagen original (I_o) y los datos de una versión suavizada por un filtro promediador (I_p), tal como lo establece la Ecuación 19.

$$I_{RL} = \beta_0 + \beta_1 I_O \quad (19)$$

donde b_0 y b_1 son llamados parámetros o coeficientes de regresión¹⁵ y son determinados a partir de la imagen original (I_o) y su versión suavizada (I_p) de acuerdo con las siguientes relaciones.

$$\beta_0 = \frac{\sum_{i=0}^n (I_{O_i} - \bar{I}_O)(I_{P_i} - \bar{I}_P)}{\sum_{i=0}^n (I_{O_i} - \bar{I}_O)^2} \quad (20)$$

$$\beta_1 = \bar{I}_P + \beta_0 \bar{I}_O \quad (21)$$

El proceso de agrupamiento es implantado usando la técnica de crecimiento de regiones por enlace múltiple¹⁶ y el mismo se realiza en cuatro (4) etapas. El proceso de agrupamiento se realiza en cuatro etapas. En la primera de ellas se emplea un criterio de similitud que establece la diferencia entre los niveles de gris de la imagen de regresión lineal y la imagen promediada. Este criterio establece que para un píxel en estudio en la posición (i,j) , y su vecino directo en la posición $(i,j+1)$, las correspondientes intensidades en la I_{RL} , denotadas por x y y , y las intensidades asociadas a los mismos píxeles en la I_p , denotadas por a y b , pueden combinarse generando una imagen de similitud (I_s) de acuerdo con la Ecuación 22.

$$I_s(i, j) = (x - y)^2 + (x - b)^2 + (y - a)^2 \quad (22)$$

Una segunda etapa esta constituida por la generación de una función densidad de datos¹⁷. Al convolucionar los datos calculados en la etapa anterior, con una máscara de densidad unimodal K se obtiene la imagen I_D (Ecuación 23).

$$I_D = I_S * K \quad (23)$$

La función de densidad establece que tan dispersos se encuentran los datos obtenidos al aplicar el criterio de similitud. Una distribución Gaussiana isotrópica con desviación estándar s , se establece como máscara de densidad, tal como se muestra en la Ecuación 24.

$$K(i, j) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2} \right)^{n/2} e^{-\left(\frac{\|i+j\|^2}{2\sigma^2} \right)}; \quad 0 \leq i, j \leq n \quad (24)$$

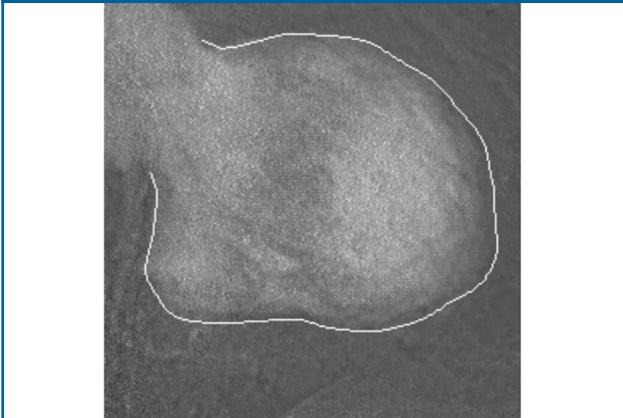
Donde, n representa el tamaño de la máscara. La tercera etapa se encarga de identificar los candidatos a grupos, y es observada como un proceso de segmentación inicial basado en crecimiento de regiones por enlace sencillo. Si la diferencia entre dos píxeles vecinos es menor a un umbral, determinado por la desviación estándar del grupo de datos I_D , entonces esos dos píxeles son agrupados. Este proceso se realiza sobre toda la matriz de densidad I_D , estableciendo así un primer conjunto de regiones en la imagen original.

La última etapa del proceso de agrupamiento se basa en depurar el conjunto de regiones obtenidas en el proceso de segmentación inicial, aplicando el método de crecimiento de regiones por enlace múltiple. A cada región obtenida en la etapa anterior, se le asigna un vector propiedad, cuyas componentes representan un conjunto de atributos predefinidos, tales como área, media del nivel de gris, y centroide. Así, las regiones adyacentes que poseen vectores características similares son agrupadas. Esto genera una nueva segmentación la cual es entonces usada como entrada a este proceso iterativo. En segmentación de imágenes ventriculográficas por agrupamiento, se desea obtener solo dos regiones, una que defina la cavidad ventricular, y otra el fondo de la imagen, de allí que el proceso de depuración iterativa se realiza hasta obtener dos regiones.

2.5. Establecimiento del contorno patrón

La forma real del objeto que se desea extraer es a menudo definida por un proceso de segmentación manual dirigido por un especialista del área médica. El resultado de la aplicación de este proceso manual contiene alto grado de variabilidad cuando una imagen es segmentada por varios observadores expertos. Este problema es parcialmente resuelto acá, al promediar un conjunto de contornos trazados por dos expertos, dando como resultado un contorno de referencia o patrón para cada instante de la secuencia angiográfica en un ciclo cardíaco. La Figura 4 muestra el contorno obtenido luego de la promediación de los contornos trazados por los distintos especialistas.

Figura 4. Contorno Ideal o de Referencia



2.6. Evaluación cuantitativa de las técnicas de detección

El desempeño de cada uno de los esquemas de detección es determinado a través de la implantación de un proceso sistemático que trata de resolver el problema de la cuantificación de la diferencia entre la forma que describe el objeto que se desea representar o extraer y la forma patrón o de referencia.

Escoger un parámetro de comparación constituye el primer paso a seguir para la definición de un cuantificador o estimador comparativo de forma. La distancia absoluta media (\bar{e}) y el error suma (e) son parámetros que han sido utilizados como factores de comparación de forma separada.

El primero de ellos se deriva al comparar directamente dos curvas dadas al alinearlas con respecto al centroide de masa de la curva patrón, este parámetro establece la similaridad espacial entre las curvas, sin considerar el área encerrada por

las mismas (Suri y col., 2005). Este estimador representa una métrica para medir la distancia entre dos contornos a y b . Si estos contornos son definidos por un conjunto de puntos $a = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_n\}$ y $b = \{b_1, b_2, b_3, \dots, b_n\}$, siendo a_i y b_i un par ordenado de coordenadas (x, y) . Se define la distancia del punto más próximo (DCP - distance of the closest point) del punto a_i de la curva a , a la distancia que se expresa según la Ecuación 25.

$$d(a_i, b) = \min_j (b_j - a_i) \quad (25)$$

Esta distancia es calculada para todos los puntos de los dos contornos y , a través de una media de estos valores, se obtiene una distancia media absoluta (MAD - mean absolute distance) entre esas dos curvas la cual se expresa según la Ecuación 26.

$$\bar{e}(a, b) = \frac{1}{2} \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(a_i, b) + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(b_i, a) \right\} \quad (26)$$

El segundo estimador, el error suma, cuantifica la diferencia entre dos contornos basándose en la área asociada a cada objeto que describe la forma, la idea de aplicarlo es la de cuantificar la diferencia entre las áreas no contenidas por ambos contornos⁸. Inicialmente se calcula el área definida por el conjunto de puntos del contorno manual no incluido en el contorno calculado. Luego se estima el área asociada con la forma definida por los puntos del contorno resultante de los algoritmos propuestos y que no hayan sido incluidos en el contorno manual. La suma de estas dos áreas mide la máxima diferencia entre los objetos que forman los contornos analizados. El error suma (e) es expresado de acuerdo con la Ecuación 27.

$$e = 100 * \frac{|M \cap \bar{A}|}{|M|} + 100 * \frac{|\bar{M} \cap A|}{|M|} \quad (27)$$

siendo: M y $|M|$, el conjunto de píxeles dentro del contorno manual y la área correspondiente a estos píxeles, respectivamente; A y $|A|$, el conjunto de píxeles dentro del contorno automático y la área correspondiente a estos píxeles, respectivamente; \bar{A} , complemento del conjunto de píxeles A ; \bar{M} , complemento del conjunto de píxeles M .

Como se ha señalado, los dos estimadores de forma antes señalados buscan cuantificar la diferencia entre dos curvas que constituyen un objeto en el plano bidimensional, una basándose en la similaridad espacial, y otro por diferencia de sus áreas. En tal sentido, valores pequeños de la distancia absoluta media y del error suma están asociados al algoritmo de discriminación con mejor desempeño.

3. Resultados y discusión

En la Figura 5 se muestran los resultados de aplicar el proceso de detección considerando las tres (3) técnicas a comparar a una imagen en fase diastólica de ventrículo izquierdo mostrada en la Figura 2. Para el modelo deformable el conjunto de parámetros obtenido de acuerdo con el proceso heurístico descrito en la sección 2.3 corresponde con $(a_r, b_r, y g_r) = (0.5, 0.085, 0.00625)$.

La Tabla 1 muestra los valores obtenidos luego de comparar usando las métricas, los contornos obtenidos por las técnicas descritas en este trabajo, con respecto al contorno ideal o de referencia. Las segmentaciones obtenidas usando el enfoque basado en relaciones funciones y técnicas de agrupamiento contienen información tanto del ventrículo izquierdo como de la base de la aorta (Figura 5c), tales segmentaciones requieren ser delimitadas a objeto de considerar solo la cavidad ventricular en el proceso de evaluación de desempeño, para ello se usa como límite de la base aórtica el promedio de los puntos que el especialista trazó sobre los contornos patrones en todo un ciclo cardiaco. Se muestran el error suma y la distancia absoluta media para cada técnica. Esta tabla muestra los valores promedios de los errores y sus respectivas desviaciones estándar (entre paréntesis), considerando las imágenes de diástole para las seis bases de datos utilizadas.

Figura 5. Resultado al aplicar las técnicas de segmentación en tele-diástole (a) Aproximación lineal (b) Modelos deformables (c) Relaciones funcionales y agrupamiento

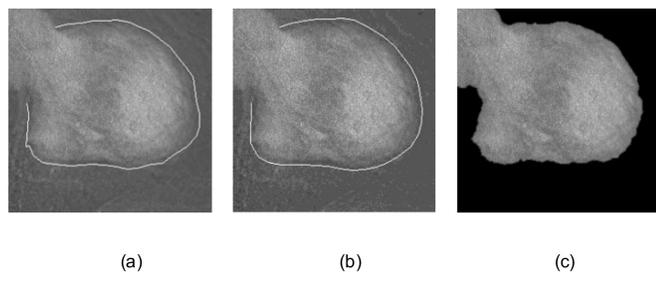


Tabla 1. Errores entre los resultados de las técnicas computacionales y el contorno de referencia

Técnica de segmentación	\bar{e} (mm)	e (%)
Aproximación lineal	0.94 (0.15)	9.23 (8.68)
Modelos deformables	1.16 (0.31)	5.84 (5.24)
Relaciones funcionales y agrupamiento	0.91 (0.28)	15.23 (9.47)

Por su parte la Figura 6, muestra la comparación de los contornos analizados, el contorno oscuro representa el contorno ideal, mientras que el más claro representa el obtenido por la técnica correspondiente.

Adicionalmente los algoritmos de detección propuestos son aplicados a imágenes captadas al iniciarse la fase sistólica, los resultados de este proceso se pueden observar en la Figura 7.

En la Tabla 2, se cuantifican las diferencias entre los contornos obtenidos y una curva ideal para sístole final. Se muestran los promedios de los errores y sus respectivas desviaciones estándar (entre paréntesis), considerando las imágenes de sístole para las seis bases de datos utilizadas. Se puede observar que la técnica que presenta menores errores para nuestra comparación es la basada en aproximación lineal.

Figura 6. Diferencia visual entre el resultado obtenido por los algoritmos propuestos y el contorno de referencia. (a) Aproximación lineal, (b) Modelos deformables, (c) Relaciones funcionales y agrupamiento.

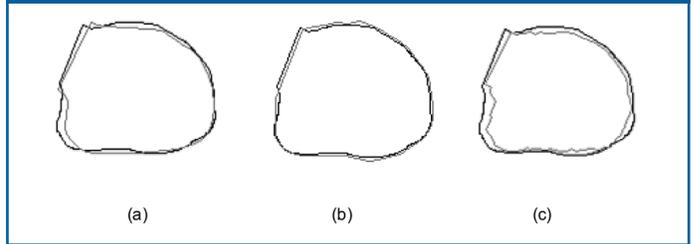


Figura 7. Resultado al aplicar las técnicas de segmentación en tele-sístole (a) Aproximación lineal, (b) Modelos deformables, (c) Relaciones funcionales y agrupamiento

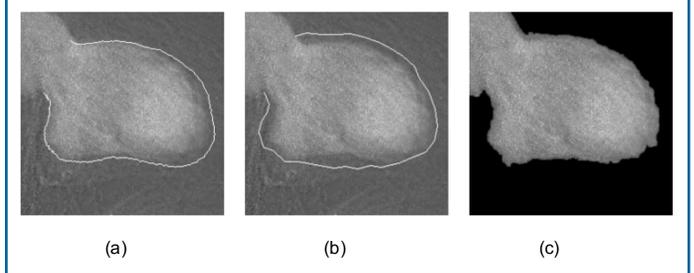


Tabla 2. Errores entre los resultados de las técnicas propuestas y el contorno patrón en sístole final

Técnica de segmentación	\bar{e} (mm)	e (%)
Aproximación lineal	1.43 (0.17)	8.12 (6.56)
Modelos deformables	1.65 (0.66)	9.91 (7.13)
Relaciones funcionales y agrupamiento	1.96 (0.76)	9.41 (9.93)

Por último, en la figura 8 se muestran las imágenes donde se superponen los contornos obtenidos por los métodos propuesto con el contorno ideal para una imagen en sístole final.

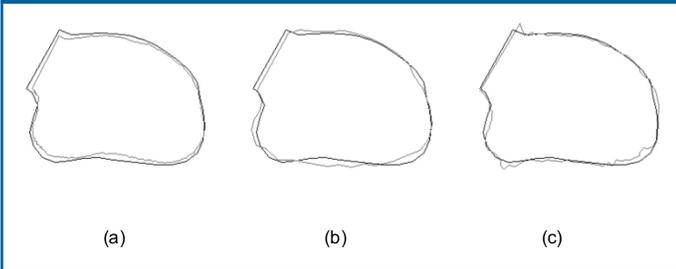
Se puede claramente observar, que la técnica basada en modelos de cuerpos deformables asocia una curva a la forma ventricular en diástole mucho más suave que los resultados arrojados por las otras dos (2) técnicas.

El modelo basado en técnicas de aproximación lineal se ajusta topológicamente mejor a la forma ventricular en sístole, mientras que el resultado al aplicar modelos de cuerpos deformables tiende en ciertas regiones a alejarse de la forma ventricular ideal. Por su parte, el contorno obtenido por técnicas de agrupamiento presenta considerables irregularidades, perdiendo así características esenciales de los contornos ventriculares tales como suavidad y curvatura.

Los resultados obtenidos muestran que la técnica basada en modelos de cuerpos deformables se ajusta mejor al contorno ideal o de referencia cuando se analizan imágenes en diástole final. Uno de los inconvenientes que dicha técnica presenta, es la necesidad de una aproximación inicial para poder ejecutar el algoritmo que se encarga de realizar el proceso de de-

formación. Por su parte, el algoritmo de aproximación lineal no difiere considerablemente de la forma ventricular ideal fase diastólica y se ajustan considerablemente bien, según el estimador propuesto a la forma de la cavidad ventricular izquierda en la fase sistólica; pero al igual que los snake, necesitan una aproximación inicial para definir los puntos que generan la franja. Si bien, la técnica de RFTA es la que mayor error genera al realizar la comparación; la misma corresponde a la única de las técnicas estudiadas que se implanta de manera totalmente automática.

Figura 8. Diferencia visual entre el resultado obtenido por los algoritmos propuestos y el contorno de referencia en sístole final (a) Aproximación lineal, (b) Modelos deformables, (c) Relaciones funcionales y agrupamiento



De acuerdo con los resultados obtenidos de la implantación computacional del modelo de contorno activo propuesto, se puede entonces afirmar que el modelo propuesto permite reconocer formas de objetos incluidos en imágenes bidimensionales, basado en la teoría de los modelos de contorno activo o modelos deformables, también denominados snake. El proceso de deformación del snake propuesto, es inicializado de forma manual, no se propone, un procedimiento automático para la obtención del contorno inicial que modelo deformable requiere. Es computacionalmente sencillo pues, alcanza valores estables de energía en pocas iteraciones. El proceso de deformación se basa en las leyes esenciales de la física, ya que las fuerzas asociadas al modelo, se pueden representar como el gradiente de los distintos funcionales de energía asociados al mismo. Y permite discriminar, considerablemente bien, la forma de la cavidad ventricular.

El método basado en aproximación lineal es conceptualmente simple y permite encontrar el contorno ventricular de una forma adecuada siguiendo un procedimiento semi-automático. Como el operador gradiente se aplica a solo una pequeña región de la imagen, el tiempo de cómputo resulta considerablemente bajo. El resultado permite discriminar apropiadamente la región ventricular de manera robusta frente al posible ruido presente en la imagen o la existencia de otras estructuras anatómicas que resultan muy difíciles de excluir mediante métodos de segmentación automáticos.

La técnica fundamentada en una relación funcional y agrupamiento no supervisado constituye la única técnica automática considerada en el presente artículo. El método propuesto ha sido probado en ventriculogramas reales, el mismo utiliza herramientas de estadística clásica para realizar un preprocesamiento de la imagen a segmentar. El resultado de esta primera etapa, constituye la entrada de un proceso de agrupamiento no supervisado por comparación de los niveles de gris, que se encarga de realizar una segmentación inicial. Los grupos generados por este proceso, son ingresados a una segunda etapa de agrupamiento que utiliza la técnica de crecimiento de regiones por enlace múltiple de manera iterativa a objeto de encontrar la región asociada al ventrículo izquierdo y el fondo.

Las características de los métodos descritos demuestran la complementariedad de las técnicas, sugiriendo que podrían ser combinadas para aprovechar las ventajas que cada una presenta, con la finalidad de generar un nuevo método con las propiedades de cada uno de los métodos comparados.

Agradecimientos

El presente trabajo cuenta con el financiamiento del Decanato de Investigación de la Universidad Nacional Experimental del Táchira, San Cristóbal, Venezuela.

Referencias

1. Kervrann C, Heitz F. Statistical deformable model-based segmentation of image motion. *IEEE Transaction on Image Processing*. 1999; 8(4): 583-588.
2. Sui L, Haralick R, Sheehan F. A knowledge-based boundary delineation system for contrast ventriculograms. *IEEE Transaction on Information Technology in Biomedicine*. 2001; 5(2):116-132.
3. Suzuki K, Horiba I, Sugie N, Nanki M. Extraction of left ventricular contours from left ventriculograms by means of a neural edge detector. *IEEE Transaction on Medical Imaging*. 2004; 23(3): 330-339.
4. Oost, E, Koning G, Sonka M, Oemrawsingh P V, Reiber J H C, Lelieveldt B P F. Automated contour detection in X-ray left ventricular angiograms using multiview active appearance models and dynamic programming. *IEEE Transaction on Medical Imaging*. 2006; 25(9): 1158-1171.
5. Bravo A, Medina R. An unsupervised clustering framework for automatic segmentation of left ventricle cavity in human heart angiograms. *Computerized Medical Imaging and Graphics*. 2008; 32(5): 396-408.
6. Kennedy J, Trenholme S, Kaiser I, Wash S. Left Ventricular Volume and mass from single-plane cineangiogram. A comparison of anteroposterior and right anterior oblique methods. *American Heart Journal*. 1970; 80(3): 343-352.
7. Suri J, Wilson D, Laxminarayan S. *Handbook of Biomedical Image Analysis*. New York:Kluwer Academic/Plenum Publishers; 2005.
8. Lilly P, Jenkins J, Bourdillon P. Automatic Contour Definition on Left Ventriculograms by Image Evidence and a Multiple Template-Based Model. *IEEE Transaction on Medical Imaging*. 1989; 8(2):173-185.
9. Barsky BA. *Computer Graphics and Geometric Modeling Using Beta-Splines*. Berlin: Springer-Verlag;1988.
10. Ammeraal L. *Programming Principles in Computer Graphics*. New

York: John Wiley & Sons; 1992.

11. Pratt W K. Introduction to Digital Image Processing. New York: CRC Press; 2014.
12. Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing Using MALAB. New Jersey: Pearson Education; 2008.
13. Marr D, Hildreth E. Theory of the Edge Detection. Proceedings of the Royal Society of London. 1980; 207(1167): 187-217.
14. Brend C, Huang HK, Wong A, Tagawa J, Hall T, Bazzill T, et al. Implementation of a large-scale picture archiving and communication system. Computerized Medical Imaging and Graphics. 1993; 17(1): 1-11.
15. Neter J, Wasserman W, Whitmore G A. Applied Statistics. Aurora: Allyn and Bacon; 1988.
16. Haralick R A, Shapiro L. Computer and Robot Vision. Boston: Addison-Wesley Publishing Company; 1992.
17. Pauwels E J, Frederix G. Finding Salient Regions in Images: Non-Parametric Clustering for Image Segmentation and Grouping. Journal of Computer Vision and Image Understanding. 1999; 75(1-2): 73-85.

Manuel Velasco (Venezuela) **Editor en Jefe** - Felipe Alberto Espino Comercialización y Producción

Reg Registrada en los siguientes índices y bases de datos:

SCOPUS, EMBASE, Compendex, GEOBASE, EMBiology, Elsevier BIOBASE, FLUIDEX, World Textiles,

OPEN JOURNAL SYSTEMS (OJS), REDALYC (Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal),

LATINDEX (Sistema Regional de Información en Línea para Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal)

LIVECS (Literatura Venezolana para la Ciencias de la Salud), LILACS (Literatura Latinoamericana y del Caribe en Ciencias de la Salud)

PERIÓDICA (Índices de Revistas Latinoamericanas en Ciencias), REVENCYT (Índice y Biblioteca Electrónica de Revistas Venezolanas de Ciencias y Tecnología)

SCIELO (Scientific Electronic Library Online), SABER UCV, DRJI (Directory of Research Journal Indexing)

CLaCaLIA (Conocimiento Latinoamericano y Caribeño de Libre Acceso), EBSCO Publishing, PROQUEST.



Esta Revista se publica bajo el auspicio del
Consejo de Desarrollo Científico y Humanístico
Universidad Central de Venezuela.



 cdch-ucv.net

 publicaciones@cdch-ucv.net