

# OBTENCIÓN AUTOMÁTICA DE IMÁGENES ECOCARDIOGRÁFICAS MODO M ANATÓMICO MEDIANTE SEGUIMIENTO DE CURVAS

Norberto Malpica<sup>1</sup>, M<sup>a</sup> Jesús Ledesma<sup>1</sup>, Andrés Santos<sup>1</sup>, E. Pérez David<sup>2</sup>,  
M. Ángel García-Fernández<sup>2</sup>, Manuel Desco<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Departamento de Ingeniería Electrónica, ETS Ingenieros de Telecomunicación, Universidad Politécnica de Madrid

<sup>2</sup>Medicina y Cirugía Experimental, Hospital General Universitario “Gregorio Marañón”, Madrid

## RESUMEN

El uso de imágenes de Doppler de tejido (TDI) permite obtener información en tiempo real sobre la velocidad del tejido cardiaco y se emplea actualmente en rutina clínica y en investigación con ecocardiografía. Para analizar secuencias de imágenes bidimensionales, se marcan curvas en la imagen y se obtienen perfiles temporales cuantitativos de los mismos, un procedimiento conocido como modo M anatómico. Para obtener una cuantificación correcta, la posición de las curvas de interés debe seguirse a lo largo de la secuencia. En este artículo se propone un modelo para el seguimiento de perfiles empleando una adquisición dual en nivel de gris/TDI. El seguimiento de las curvas se realiza mediante un modelo de contorno activo basado en flujo óptico, y a partir de la curva seguida, se obtienen imágenes precisas de modo M anatómico TDI.

## 1. INTRODUCCIÓN

La obtención de imágenes de Doppler Tisular (TDI) es una técnica no-invasiva relativamente reciente que permite la medida de velocidades en cualquier punto de la pared ventricular durante el ciclo cardiaco. El análisis cuantitativo de las imágenes TDI en modo M permite obtener parámetros significativos desde el punto de vista clínico [1]. Es posible obtener imágenes similares al modo M a partir de imágenes bidimensionales, mediante la técnica conocida como modo M anatómico. El usuario puede elegir cualquier curva del corazón en el primer cuadro de la secuencia, a partir de la cual se representa su perfil a lo largo del tiempo. Debido al movimiento del corazón, es imprescindible realizar un seguimiento de la curva para asegurar que las velocidades obtenidas representan la misma posición en el miocardio a lo largo de todo el ciclo. En las implementaciones actuales el perfil se desplaza de forma interactiva en todos los cuadros de la secuencia [2], manteniendo manualmente el perfil en el centro de la pared a lo largo del ciclo.

El seguimiento de regiones mediante técnicas de flujo óptico ha sido estudiado y aplicado ampliamente en visión artificial, y en el campo de las imágenes médicas. En [3] se presentó una evaluación de métodos diferenciales sobre imágenes sintéticas de ultrasonido. En [4] se optimizaron métodos de correspondencia de bloques para este fin, también con imágenes sintéticas. El seguimiento de *speckle* se ha empleado para obtener el campo de velocidades del corazón, así como para guiar algoritmos de segmentación [5].

Un seguimiento preciso de la curva no es posible empleando sólo la información de TDI ya que los valores de velocidad no se conservan entre las imágenes vecinas. En este trabajo se propone un método preciso de seguimiento de curvas de modo M anatómico, basado en la adquisición simultánea de información anatómica y de TDI. La información anatómica en niveles de gris se emplea para seguir la curva empleando un modelo de *snake* guiado por estimaciones del flujo óptico. A partir de ello, se obtiene el modo M anatómico de la secuencia TDI correspondiente.

## 2. MODELO DE CONTORNO ACTIVO

Los contornos activos (*snakes*) se han usado en numerosas ocasiones para el seguimiento de contornos en secuencias de imágenes. En el trabajo original de Kass et al. [6], el seguimiento se realiza usando como posición inicial para el contorno en cada cuadro el resultado de la segmentación del cuadro anterior. Giachetti [5] estima el contorno inicial en un cuadro desplazando mediante la estimación del flujo óptico el resultado anterior. Mikic [7] da un paso más, e integra el flujo óptico en el proceso de minimización de la *snake*. Recientemente, Pardás [8] emplea el flujo óptico para reducir el número de candidatos en la búsqueda del mínimo del contorno. En todos estos modelos, el objetivo de la *snake* es la detección de contornos de un objeto, empleando el flujo óptico para estimar el desplazamiento del mismo. En nuestro caso, el objetivo es el seguimiento de una curva dentro del miocardio, por lo que la información de gradiente no se puede emplear como energía del modelo.

El contorno se representa como un conjunto de vértices (*snaxels*)  $v_i = (x_i, y_i)$  for  $i = 0, \dots, N-1$ . donde  $x_i$  e  $y_i$  son las coordenadas del snaxel  $i$ , y su energía, que vamos a minimizar, se representa por:

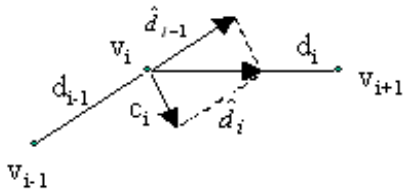
$$E_{snake} = \sum_{i=0}^{N-1} (\alpha E_{int}(v_i) + \beta E_{ext}(v_i)) \quad (1)$$

donde  $\alpha$  y  $\beta$  controlan la contribución de las dos energías en cada punto. En nuestro modelo, el contorno activo se basa en dos energías, una energía interna basada en la curvatura del contorno y otra basada en la estimación del movimiento en la imagen.

## 2.1. Energía interna

La energía interna,  $E_{int}$ , se basa normalmente en la derivada discreta primera o segunda, para asegurar que el contorno se mantiene suave. En el caso de contornos cerrados esto se traduce en una tendencia del contorno hacia una forma circular. En el caso de *snakes* abiertas, la tendencia es a un contorno recto.

En nuestro modelo, nos interesa trabajar con la curvatura local en cada zona de la curva. Para ello, hacemos uso del concepto local de curvatura, definida como en [9].



**Figura 1.** Detalle de vértices de la snake mostrando el vector curvatura  $c_i$

La figura 1 representa este concepto en tres nodos adyacentes. El modelo de la *snake* está formado por vértices  $v_i$ . El segmento entre  $v_i$  y  $v_{i+1}$ , se denota por  $d_i$ . La dirección del contorno se describe por medio del vector unitario  $\hat{d}_i$ . La curvatura local en la posición de un vértice se define como la diferencia entre los dos vectores directores que salen y entran del punto, respectivamente:

$$c_i = \hat{d}_i - \hat{d}_{i-1} \quad (2)$$

Como se observa, la curvatura es cero cuando las dos líneas que llegan a un vértice son paralelas. La minimización de esta energía, igual que en el caso de la segunda derivada, llevaría a un contorno recto.

En nuestra aplicación, es el usuario el que define el perfil del modo M anatómico que desea en la primera imagen. Además de realizar un seguimiento de cada punto mediante correlación, queremos mantener en lo posible ese perfil inicial. Por ello, se ha diseñado para esta aplicación una energía que tiende a mantener la

curvatura inicial de la curva. Se calcula la curvatura en cada punto de la curva inicial. En cada iteración, se calcula la curvatura de cada candidato y la energía de curvatura se obtiene como la diferencia entre esta curvatura y la curvatura inicial:

$$E_{curv} = |C_{ini} - C_i| \quad (3)$$

De este modo, el perfil tiende a mantener su forma y no se crean ni se destruyen esquinas del mismo. Las fuerzas en nuestro modelo se pueden considerar como una forma de ajustar o interpolar entre las velocidades obtenidas por correlación en cada punto.

## 2.2. Energía de movimiento

Para seguir la curva a lo largo del tiempo, la energía externa está basada en la estimación del desplazamiento de la pared cardiaca entre dos cuadros de la secuencia.

Los métodos de cálculo del desplazamiento se clasifican generalmente en dos grupos: métodos de correspondencia de bloques y métodos diferenciales. Los primeros tratan de minimizar una cierta distancia entre los niveles de gris de los píxeles en un vecindario alrededor del punto, generalmente la suma de diferencias cuadradas, o maximizar una determinada medida de correlación. Los segundos se basan en el cálculo de derivadas espaciales y temporales. En este trabajo hemos empleado un esquema del primer grupo, propuesto recientemente por Cohen et al. [10] para imágenes de ultrasonido.

Sea  $X_t$  el conjunto de coordenadas de una imagen en un momento  $t$  y sea  $I_t(X_t)$  la intensidad de un píxel en las coordenadas  $x_t$ . La transición de un píxel entre  $t-1$  y  $t$  se describe mediante el vector de movimiento  $v_i(x_t)$ . Si  $x_{t-1} \in X_{t-1}$  es el píxel correspondiente a  $x_t \in X_t$ , se puede aplicar la siguiente igualdad:

$$v_i = x_t - x_{t-1} \quad (4)$$

Según el método de máxima verosimilitud para estimación de los parámetros, el estimador ML de  $v_t$ ,  $\hat{v}_{ML}$  se obtiene maximizando la densidad de probabilidad condicional

$$\max_{v_i} p(I_{t-1} / I_t, v_i) \text{ at } v_t = \hat{v}_{ML} \quad (5)$$

Asumiendo un modelo de ruido Rayleigh multiplicativo, si el valor de la señal sin ruido en el píxel  $i$  es  $s_i$  los píxeles observados en ambos cuadros son  $a_i = n_{i1}s_i$  y  $b_i = n_{i2}s_i$ , respectivamente, donde  $n_{i1}$  and  $n_{i2}$  son dos procesos independientes de ruido con funciones de densidad Rayleigh. La relación entre los píxeles ruidosos en ambos cuadros se convierte en:

$$a_i = \eta_i b_i \quad \text{donde} \quad \eta_i = \frac{n_{i1}}{n_{i2}} \quad (6)$$

Teniendo en cuenta que el término de ruido es la división de dos variables aleatorias con distribución Rayleigh, la función densidad de probabilidad condicional [10] viene dada por

$$p(a_i / b_i, v_i) = \prod_{j=1}^k \left\{ \frac{2(a_i / b_i)^2}{[(a_i / b_i)^2 + 1]^2} \right\} \quad (7)$$

Para un píxel específico, el punto correspondiente en el cuadro siguiente se calcula por máxima verosimilitud. En cada punto del área de búsqueda, la energía de movimiento  $E_{mot}$  es igual a la distancia a ese punto.

### 2.3. Minimización

En la evolución de la snake se ha empleado el algoritmo greedy [11], habiéndolo comparado con un algoritmo de programación dinámica. Según nuestro modelo, el cálculo del flujo óptico nos asegura que estamos en un entorno adecuado del punto buscado con lo que la minimización local proporcionada por este método bastaría para encontrar el mínimo global.

## 3. EVALUACIÓN

### 3.1 Adquisición de imágenes

El modelo se ha probado en 10 secuencias. Las imágenes de TDI se adquirieron con un transductor de 3MHz empleando un ecógrafo Sequoia© (Siemens-Acuson) con modo de adquisición dual. Se obtuvo la vista de cuatro cámaras, centrando el septo en la imagen. Las imágenes de escala de gris se adquirieron simultáneamente. Ambas secuencias se adquirieron a 42 cuadros/seg. Las figuras 2 y 3 muestran varios cuadros de las secuencias de gris y TDI, respectivamente.

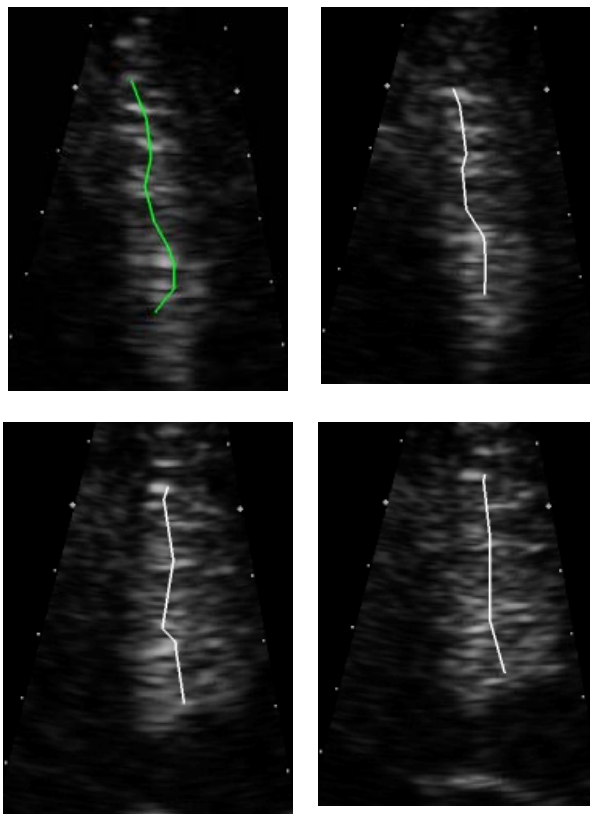
Debido a la alta frecuencia de muestreo temporal empleada, el movimiento del corazón entre cuadros es pequeño y bastó con una región de búsqueda de 5x5 píxeles. Para el cálculo de la correlación se empleó una ventana de 15x15 puntos. Se pidió a un experto que marcara un perfil en la primera imagen y la curva se siguió automáticamente a lo largo de toda la secuencia.

### 3.2 Resultados

Los resultados del seguimiento de la curva sobre las imágenes de gris se observan en la figura 2, que muestra algunos cuadros representativos de la secuencia. Los resultados se obtuvieron con  $\alpha = 0.8$ ,  $\beta = 1.0$ .

La figura 3 muestra algunos cuadros de la correspondiente secuencia de TDI, con la curva seguida por el algoritmo. Una vez seguida la curva en toda la secuencia, se obtiene un modo M anatómico de la misma. La figura 4 muestra un ejemplo de un modo M obtenido a partir de la secuencia de la figura 2. Como se puede observar, el tamaño de la curva varía debido a

la compresión longitudinal del corazón, por lo que la base del modo M anatómico resultante no es horizontal.



**Figura 2.** Cuadros de una secuencia en niveles de gris del septo en la que se muestra la posición de la curva en cada uno de ellos

El movimiento de la curva se consideró correcto en todos los cuadros de todas las secuencias visualmente por un experto clínico. Sólo se ha realizado una evaluación visual, ya que a diferencia de la detección de bordes, el movimiento intramiocárdico no es apreciado con exactitud por un usuario, que generalmente mueve la curva para mantenerla simplemente en el centro de la pared. Si consideramos que el usuario trabaja directamente con la información de TDI, y no emplea en su rutina la secuencia correspondiente de gris, esta validación se hace especialmente difícil.

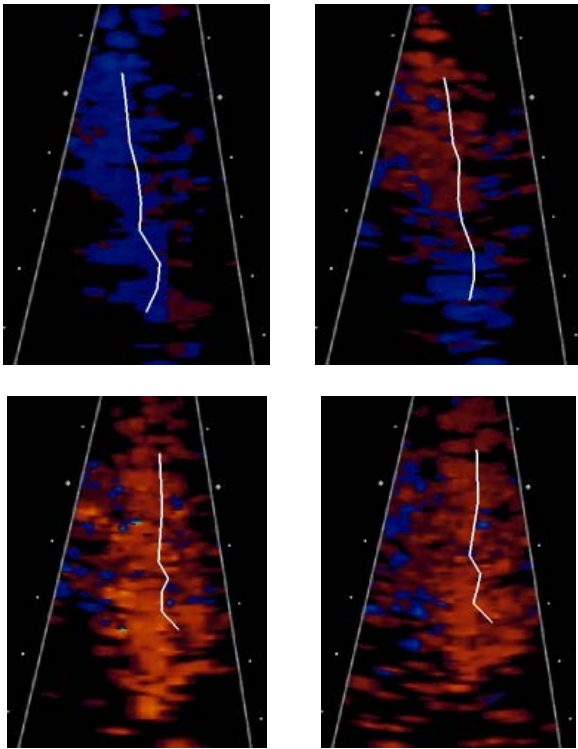
Una limitación de este método es que sólo nos permite capturar el movimiento dentro del plano. Debido al movimiento tridimensional del corazón, aparecen también movimientos entre planos que pueden modificar los patrones de *speckle*. Esta limitación es inherente a todos los métodos que trabajan sobre imágenes bidimensionales, y se solventará cuando la ecocardiografía 3D se convierta en una herramienta empleada en rutina clínica. Aunque ya ha aparecido algún trabajo donde se obtienen imágenes TDI en tres dimensiones, la calidad de las imágenes de intensidad de gris equivalente, aún no es suficiente para permitir el cálculo robusto de flujo óptico.

## 5. CONCLUSIÓN

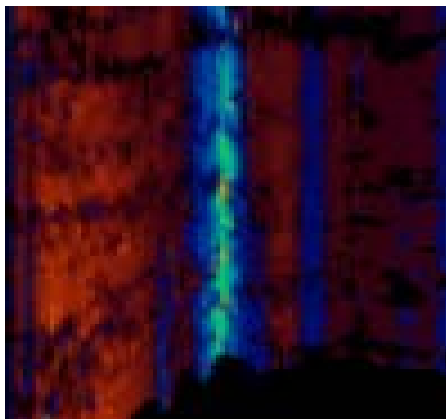
Se ha propuesto un modelo para el seguimiento de curvas intramiocárdicas, que nos permite obtener representaciones de modo M anatómico precisas a partir de imágenes bidimensionales de TDI, combinando una energía basada en el movimiento, y una de continuidad diseñada para mantener la curvatura original impuesta por el usuario. Hemos analizado imágenes del septo, pero el modelo es válido para cualquier imagen bidimensional.

## 6. REFERENCIAS

- [1] M. Desco, M. J. Ledesma-Carbayo, E. Pérez, A. Santos, J. C. Antoranz, N. Malpica, M.-A. P., and M. A. García-Fernández, "Assessment of Normal and Ischaemic Myocardium by Quantitative M-mode Tissue Doppler Imaging," *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 18, pp. 561-569, 2002.
- [2] G. R. Sutherland, B. Bijmens, and W. N. McDicken, "Tissue Doppler Echocardiography: Historical Perspective and Technological Considerations," *Echocardiography*, vol. 16, pp. 445-453., 1999.
- [3] P. Baraldi, A. Sarti, C. Lamberti, A. Prandini, and F. Sgallari, "Evaluation of differential optical flow techniques on synthesized echo images," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 43, pp. 259-272, 1996.
- [4] F. Yeung, S. F. Levinson, and K. J. Parker, "Multilevel and Motion Model-Based Ultrasonic Speckle Tracking Algorithms," *Ultrasound in medicine and biology*, vol. 24, pp. 427-441, 1998.
- [5] A. Giachetti, "On-line analysis of echocardiographic image sequences," *Medical Image Analysis*, vol. 2, pp. 261-284, 1998.
- [6] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, pp. 321-331, 1988.
- [7] I. Mikic, S. Krucinski, and J. D. Thomas, "Segmentation and tracking in echocardiographic sequences: active contours guided by optical flow estimates," *IEEE Trans Med Imaging*, vol. 17, pp. 274-84, 1998.
- [8] M. Pardas and E. Sayrol, "Motion estimation based tracking of active contours," *Pattern Recognition Letters*, vol. 22, pp. 1447-1456, 2001.
- [9] S. Lobregt and M. A. Viergever, "A discrete dynamic contour model," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 14, pp. 12-24, 1995.
- [10] B. Cohen and I. Dinstein, "New maximum likelihood motion schemes for noisy ultrasound images," *Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 455-463, 2002.
- [11] D. J. Williams and M. Shah, "A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation," *CVGIP: Image Understanding*, vol. 55, pp. 14-26, 1992.



**Figura 3.** Cuadros de la secuencia de TDI mostrando el seguimiento automático de la curva



**Figura 4.** Imagen de modo M anatómico obtenida de las secuencias 2D de las figuras 2 y 3