

ESTIMACIÓN DEL MOVIMIENTO CARDIACO EN IMÁGENES DE RESONANCIA MAGNÉTICA USANDO UN ALGORITMO BASADO EN FLUJO ÓPTICO

Emiro Ibarra¹, Robert Salas¹, Rubén Medina², Mireille Garreau³

¹Centro de Ingeniería Biomédica y Telemedicina (CIBYTEL) de La Universidad de Los Andes

²Postgrado de Ingeniería Biomédica de La Universidad de los Andes

³Laboratoire de Traitement de Signal et de L'Image, Université de Rennes 1, France

e-mail: emiroji@gmail.com,

RESUMEN

En este trabajo se estudia el algoritmo de flujo óptico propuesto por Horn y Shunck y una versión modificada del mismo propuesto por Barron, con el objetivo de identificar el método que presente un mejor rendimiento en la estimación del movimiento del ventrículo izquierdo. En este sentido, se busca optimizar el valor del parámetro de restricción de suavidad empleando diferentes secuencias de imágenes sintéticas, en las que previamente se conoce la velocidad de desplazamiento, para validar y comparar cuantitativamente mediante el cálculo de errores de magnitud y ángulo, los algoritmos en estudio. Posteriormente la técnica más precisa se aplica a una secuencia de imágenes 4D (3D + tiempo) de resonancia magnética cardíaca, con el fin de estimar el movimiento del ventrículo izquierdo durante el intervalo comprendido entre sístole y diástole de un ciclo cardíaco. Los resultados obtenidos se contrastan cualitativamente en base al conocimiento *a priori* del movimiento cardíaco.

Palabras Clave: Flujo Óptico, Imágenes de Resonancia Magnética, Movimiento Cardíaco, Ventrículo Izquierdo.

INTRODUCCIÓN

La estimación y análisis del movimiento a nivel del miocardio es una etapa esencial de procesamiento para la comprensión de la función cardíaca a partir de imágenes médicas. Se ha evidenciado que los desórdenes en el movimiento de las paredes ventriculares representan indicadores sensitivos del daño cardiovascular, por ejemplo, la disminución del esfuerzo transmural (entre paredes) y la disminución de la torsión del ventrículo izquierdo son indicadores importantes de la presencia de daño isquémico sobre determinada región del miocardio [1].

Desde el punto de vista de la aplicación clínica, la estimación del movimiento cardíaco considera dos imágenes del ventrículo izquierdo adquiridas usando modalidades 2D tales como angiografía por rayos X o la ecocardiografía, mediante las cuales se analiza cualitativamente y cuantitativamente la contractibilidad segmentaria, para identificar alteraciones en la cinética del ventrículo izquierdo [2]. Sin embargo, estas técnicas, no consideran el movimiento en todos los puntos de las paredes del ventrículo ni en todos los instantes del ciclo cardíaco.

Como respuesta a esta necesidad, se han aplicado un gran número de algoritmos computacionales en diferentes modalidades imagenológicas, con el fin de obtener una representación adecuada al movimiento real del ventrículo izquierdo [3, 4, 5, 6]. No obstante, muchas de estas

aplicaciones no han sido rigurosamente validadas desde el punto de vista clínico.

Entre las diversas alternativas expuestas en la literatura, destaca la estimación de flujo óptico basado en la propuesta de Horn y Shunck [7]. Este enfoque es simple y permite calcular los vectores de velocidad con errores muy similares o incluso menores a los obtenidos por otros algoritmos de estimación de flujo óptico [8, 9], además existen estudios en donde se muestran buenos resultados en la estimación del movimiento cardíaco a partir de imágenes de ecocardiografía [5] y en tomografía computarizada [6]. Debido a esto, surge la necesidad de estudiar la técnica propuesta por Horn y Shunck, compararla con la versión modificada realizada por Barron (en donde se propone una nueva forma de calcular las derivadas parciales requeridas por el algoritmo [8]), y adicionalmente seleccionar el valor óptimo del parámetro de restricción de suavidad; con el fin de aprovechar la simplicidad que presenta la técnica y obtener una estimación cualitativa del movimiento del ventrículo izquierdo a partir de una secuencia de imágenes 4D (3D + tiempo) de resonancia magnética cardíaca. Finalmente, se establece una comparación con respecto a los resultados mostrados en [3, 4] y se derivan algunas conclusiones.

FLUJO ÓPTICO

Dada una secuencia de imágenes donde $E(x, y, t)$ representa el brillo de la imagen en un punto (x, y) para

un tiempo t ; y bajo la hipótesis que la iluminación permanece constante y el cambio del tono de gris se debe al movimiento aparente de los objetos, se tiene que en un punto particular el brillo de la imagen no varía [7], es decir:

$$\frac{dE}{dt} = 0 \quad (1)$$

Por lo tanto, si se considera que el patrón de brillo se desplaza debido al movimiento del objeto en la imagen, una distancia δ_x en la dirección x y δ_y en la dirección y en un tiempo δ_t , el brillo se mantiene constante así:

$$E(x, y, t) = E(x + \delta_x, y + \delta_y, t + \delta_t) \quad (2)$$

Bajo la premisa de que la transición δ_t es pequeña, (por ejemplo, el valor típico del periodo de muestreo en un video es de $\frac{1}{30} \text{seg}$) la variación del brillo en la imagen será pequeña; lo que permite la expansión de (2) en series de Taylor sobre el punto (x, y, t) , obteniendo:

$$E(x, y, t) = E(x, y, t) + \delta_x \frac{\partial E}{\partial x} + \delta_y \frac{\partial E}{\partial y} + \delta_t \frac{\partial E}{\partial t} + \varepsilon \quad (3)$$

donde: ε = Derivadas de orden superior.

Si se asume ε despreciable, y reordenando (3):

$$\frac{\partial E}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial E}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial E}{\partial t} = 0 \quad (4)$$

Que también puede escribirse como:

$$E_x u + E_y v + E_t = 0 \quad (5)$$

donde: (u, v) = Vector de velocidad o flujo óptico,

$$u = \frac{dx}{dt}, v = \frac{dy}{dt}.$$

La Ecuación (5) es conocida como la ecuación de restricción del Flujo Óptico, y podría ser aplicada a cada píxel (x, y) de la imagen, en el tiempo t , sin embargo no existe una solución única para resolver esta expresión. En consecuencia se hace necesario imponer restricciones adicionales que permitan estimar el flujo óptico de la imagen.

Restricción de Suavidad (Horn & Schunck)

En la literatura se han registrado diferentes restricciones para estimar el flujo óptico en la imagen partiendo de (5). Una de ellas es la presentada por Horn & Schunck [7] quienes proponen la restricción de suavidad, basándose en el hecho que en un objeto opaco de tamaño finito que experimenta un movimiento rígido o deformación, los puntos vecinos a éste tendrán velocidades similares, haciendo que el campo de velocidad de los patrones de brillo de la imagen varíe suavemente en casi todas partes.

Esta limitación de suavidad se expresa mediante la suma de las laplacianas en las componentes (x, y) del flujo [7],

considerando que las secuencias de imágenes, generalmente son muestreadas en una cuadrícula a intervalos regulares, las laplacianas deben estimarse como se muestra en (6) y (7)

$$\nabla^2 u \approx k \left(\bar{u}_{i,j,k} - u_{i,j,k} \right) \quad (6)$$

$$\nabla^2 v \approx k \left(\bar{v}_{i,j,k} - v_{i,j,k} \right) \quad (7)$$

donde:

$$\begin{aligned} \bar{u}_{i,j,k} &= \frac{1}{6} \left(u_{i-1,j,k} + u_{i,j+1,k} + u_{i+1,j,k} + u_{i,j-1,k} \right) \\ &+ \frac{1}{12} \left(u_{i-1,j-1,k} + u_{i-1,j+1,k} + u_{i+1,j+1,k} + u_{i+1,j-1,k} \right) \\ \bar{v}_{i,j,k} &= \frac{1}{6} \left(v_{i-1,j,k} + v_{i,j+1,k} + v_{i+1,j,k} + v_{i,j-1,k} \right) \\ &+ \frac{1}{12} \left(v_{i-1,j-1,k} + v_{i-1,j+1,k} + v_{i+1,j+1,k} + v_{i+1,j-1,k} \right) \end{aligned}$$

i : indica la fila, j : la columna y k : el cuadro.

La ecuación de restricción de flujo óptico (5) y las ecuaciones de restricción de suavidad (6) y (7), serán cero en el caso ideal, pero en la práctica existen errores debido a la tasa de cambio del brillo en la imagen y a la medida de la desviación de la suavidad en la velocidad de flujo. Por lo que en [7] el error total a minimizar es:

$$\xi^2 = \iint \left(\alpha^2 \cdot \xi_c^2 + \xi_b^2 \right) dx dy \quad (8)$$

donde:

$$\xi_b = E_x u + E_y v + E_t$$

$$\xi_c^2 = \left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y} \right)^2$$

α = Parámetro de peso de la restricción de suavidad.

Mediante un cálculo variacional se obtiene un sistema de ecuaciones que puede ser resuelto por el método iterativo de Gauss-Seidel, del que se obtiene:

$$u^{n+1} = \bar{u}^n - \frac{E_x \left[E_x \bar{u}^n + E_y \bar{v}^n + E_t \right]}{\left(\alpha^2 + E_x^2 + E_y^2 \right)} \quad (9)$$

$$v^{n+1} = \bar{v}^n - \frac{E_y \left[E_x \bar{u}^n + E_y \bar{v}^n + E_t \right]}{\left(\alpha^2 + E_x^2 + E_y^2 \right)} \quad (10)$$

donde: n representa el número de iteraciones.

Estimación de las derivadas parciales.

El cálculo de las derivadas parciales E_x , E_y y E_t , utilizado por Horn & Schunck, consiste en una aproximación que considera un punto en el centro de un cubo formado por 8 muestras de la secuencia de imágenes, muestreadas en una cuadrícula a intervalos regulares. La

derivada se estima en base al promedio de cuatro de las primeras diferencias tomadas sobre muestras adyacentes en el cubo [7].

De acuerdo a [8] usar diferencias de primer orden para estimar las derivadas de intensidad de brillo, puede considerarse una fuente de error, debido a que esta es una forma de diferenciación numérica relativamente cruda. En consecuencia, propone la estimación del gradiente de intensidad mediante la diferencia de cuatro puntos, usando una *kernel* con coeficientes: $\frac{1}{12}[-1 \ 8 \ 0 \ -8 \ 1]$

VALIDACIÓN Y COMPARACIÓN DEL ALGORITMO EN IMÁGENES SINTÉTICAS

En la implementación de este trabajo, se utilizó el algoritmo diseñado por Mohd Kharbat disponible en [10], el cual fue realizado en MATLAB 7.4 ®. Es importante destacar que a la técnica se le adiciona una etapa de pre-procesamiento en donde las imágenes a color se convierten en imágenes a niveles de grises y se aplica un filtro Gaussiano con una desviación estándar de 1, este filtrado permite suavizar la imagen para que cumpla en mayor proporción con la restricción de suavidad.

Para verificar el desempeño del algoritmo y comparar las mejoras obtenidas con la nueva estimación de las derivadas parciales, se aplican ambas técnicas a un conjunto de imágenes sintéticas (disponibles en [11]), en las que se conoce su velocidad de movimiento.

La eficiencia de ambas versiones del algoritmo se cuantifica mediante el cálculo de la magnitud promedio normalizada de la diferencia entre el vector de velocidad correcto y el estimado. Adicionalmente se estima el error angular entre los vectores normalizados de velocidad real y estimada. En ambos casos se varía el parámetro de restricción de suavidad en un rango de 10 hasta 100 con pasos de 10, y se selecciona la estimación con menor error. Por otra parte, el número de iteraciones se fija en 100 para todas las pruebas tal como se recomienda en [8].

Los resultados se muestran en la Tabla I, en donde se observa como la modificación en la estimación de las derivadas parciales mejoran la precisión del algoritmo de Horn y Shunck; además el valor óptimo de α permanece constante para diferentes secuencias. Por estas razones se puede aseverar que en la versión modificada el valor óptimo de α oscila entre 10 y 20, lo cual sería difícil de predecir con la aplicación original.

ESTIMACIÓN DEL MOVIMIENTO CARDIACO

Como se muestra en la sección anterior, la modificación del algoritmo de estimación de flujo óptico, produce mejores resultados que su versión original, por esta razón se utiliza para estimar el movimiento cardiaco en una

secuencia de imágenes 4D (3D + tiempo) de resonancia magnética cardiaca, disponibles en [12], las cuales se obtuvieron con un resonador 1.5T de GE Signa MRI, MR durante 10-15 segundos con la respiración suspendida. Las secuencias tienen una resolución temporal de 20 fases cardíacas durante un ciclo cardíaco.

Tabla I. Cuantificación y comparación de errores en secuencias de imágenes sintéticas para ambas aplicaciones.

	Algoritmo de Horn y Shunck original		Algoritmo de Horn y Shunck modificado	
Secuencia	α	Error de Magnitud (%)	α	Error de Magnitud (%)
<i>mysineB</i>	100	11,14	20	7,17
<i>mysineC</i>	20	0,12	20	0,11
<i>square 1</i>	10	16,47	10	16,62
<i>square 2</i>	40	20,78	10	14,82
Secuencia	α	Error del Angulo (°)	α	Error del Angulo (°)
<i>mysineB</i>	100	3,79	20	2,43
<i>mysineC</i>	20	0,23	20	0,26
<i>square 1</i>	10	8,00	10	7,66
<i>square 2</i>	40	8,23	10	5,81

En primer lugar, la aplicación del algoritmo se realizó sobre una capa ecuatorial (5) de una secuencia volumétrica formada por nueve capas, con un tamaño de 66x91 pixeles que incluye la región del ventrículo izquierdo, de esta manera, se logra disminuir el ruido debido al movimiento de los órganos adyacentes. El parámetro de suavidad y el número de iteraciones se fija en 15 y 100 respectivamente en base a los resultados obtenidos con datos sintéticos.

Por otra parte, en la figura 1 se muestra el movimiento del endocardio tomado de una capa cerca de la base (capa 2), desde la primera fase temporal hasta la octava fase temporal, lo que corresponde a la sístole, y luego desde la novena fase temporal hasta la diecisieteava fase temporal, correspondiente a la diástole. Esta representación permite una mejor visualización del movimiento del endocardio hacia el interior de la cavidad ventricular durante sístole y hacia el exterior en diástole, y al mismo tiempo refleja poco movimiento en el septum inter-ventricular, lo que de acuerdo a [1] corresponde al movimiento real de la estructura 3D del corazón.

CONCLUSIONES

La aplicación de la versión original y modificada del algoritmo de flujo óptico de Horn y Shunck, a la secuencia de imágenes sintéticas, demuestra como la estimación de las derivadas parciales sugerido en [8] mejora significativamente la estimación de los vectores de velocidad.

Los resultados obtenidos con esta modificación, se pueden considerar aceptables, pues concuerdan, con la fisiología

del movimiento de las paredes del ventrículo, y además generan resultados similares a otras técnicas de estimación de movimiento como los mostrados en [3, 4]. Sin embargo, se requiere una validación clínica completa y la estimación de parámetros asociados a la cinesia ventricular tanto a nivel global como local.

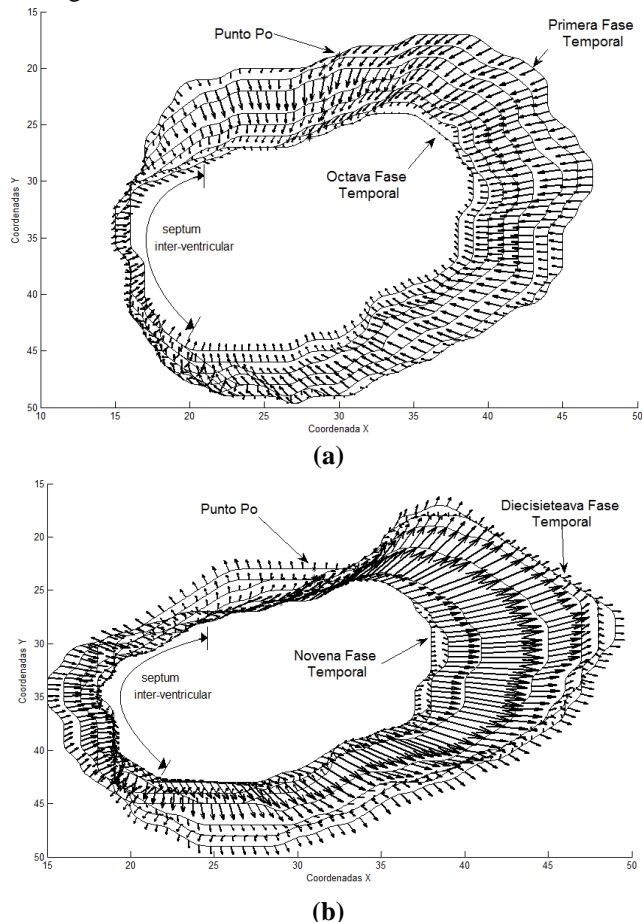


Figura 1. Movimiento del endocardio (a) Sístole (b) Diástole

Finalmente, el aporte que busca generar este estudio, es demostrar que optimizando el algoritmo de Horn y Shunck se obtienen mejores resultados. Adicionalmente, su aplicación a la estimación del movimiento cardiaco es factible pues el campo de velocidad estimado es coherente con respecto al conocimiento *a priori* que se tiene acerca de la cavidad ventricular. El método es simple e implica un bajo costo computacional. Como trabajo futuro se propone comparar con respecto a otras técnicas como las propuestas por A. Bravo *et al.* [13] y A. Simon *et al.* [14].

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo cuenta con el apoyo del CDCHT, DAP y CEP de la Universidad de Los Andes, así como del Proyecto ECOS-NORD-FONACIT PI-20100000299.

REFERENCIAS

- [1] Bravo A. (2005): *Simulación y Reconstrucción en 4-D del Ventrículo Izquierdo en Imagenología Cardiaca*. Tesis Doctoral, Universidad Simón Bolívar, Venezuela.
- [2] Jadraque L. *et al.* (1988): *Cardiopatía isquémica: Angina de pecho, infarto de miocardio*, 2da edición, Editorial Norma.
- [3] Carranza N. *et al.* (2006): *A New Cardiac Motion Estimation Method Based on a Spatio-Temporal Frequency Approach and Hough Transform*, *Computers in Cardiology*, 33: pp 805–808.
- [4] Macan T. *et al.* (2001): *3D cardiac motion estimation by point-constrained optical flow*. 2nd International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, Pula, Croacia, pp 255 – 259.
- [5] Sühling M. *et al.* (2005): *Myocardial Motion Analysis From B-Mode Echocardiograms*, *IEEE Transactions on Image Processing*, 14: pp 525-536.
- [6] Song S. *et al.* (1991): *Computation of 3-D Velocity Fields from 3-D Cine CT Images of a Human Heart*, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 10: pp. 295-306.
- [7] Horn B. *et al.* (1981): *Determining Optical Flow*, *Artificial Intelligence*, 17, pp 185-204.
- [8] Barron J. (1994): *Performance of Optical Flow Techniques*, *IJCV*, 12: pp 43-77.
- [9] McCane B. *et al.* (2001): *On Benchmarking Optical Flow*, *Computer Vision and Image Understanding*, 84: pp 126 -143.
- [10] Mohd K. *Horn-Shunck Optical Flow Method*. Página web disponible en línea: <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/22756-horn-schunck-optical-flow-method>. Último acceso: Mayo, 2012.
- [11] Barron J. *Secuencia de Imágenes Sintéticas*. Página web disponible en línea: <ftp://ftp.csd.uwo.ca/pub/vision>. Último acceso: Mayo, 2012
- [12] R. Perry, *Cardiac MR Left Ventricle Segmentation Challenge*. Página web disponible en línea: http://smial.sri.utoronto.ca/LV_Challenge/Home.html. Último acceso: Mayo, 2012.
- [13] Bravo A. *et al.* (2009): *Left Ventricle Segmentation and Motion Analysis in MultiSlice Computerized Tomography*, In *Biomedical Image Analysis and Machine Learning Technologies: Applications and Techniques*. Editor González F. *et al.*, pp 307-365.
- [14] A. Simon *et al.* (2004): *Cardiac motion extraction using 3D surface matching in multislice computed tomography*, In *Proceeding of the Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, Berlin, Germany, pp. 1057-1059.