

Estimación de movimiento en imágenes de resonancia magnética cardiaca

Estimating of Movement on Cardiac Magnetic Resonance Images

LEILA NATALIA DÍAZ SALCEDO

Ingeniera Electrónica de la Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia (UPTC). Joven Investigadora de la misma Universidad, en el Grupo de Investigación en Procesamiento de Señales DSP-UPTC, línea de Procesamiento Digital de Imágenes y Voz. lenadisa@gmail.com, ldiaz@sogamoso.uptc.edu.co

ÓSCAR IVÁN HIGUERA MARTÍNEZ

Ingeniero Electrónico de la Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia, Joven Investigador de la misma Universidad. Integrante del Grupo de Investigación en Procesamiento de Señales DSP-UPTC, línea de Procesamiento Digital de Imágenes y Voz. oscarivanhm@gmail.com, ohiguera@sogamoso.uptc.edu.co dsp_uptc@sogamoso.uptc.edu.co.

Clasificación del artículo: investigación

Fecha de recepción: 16 de noviembre de 2005

Fecha de aceptación: 2 de junio de 2006

Palabras clave: procesamiento de imagen, flujo óptico, estimación de movimiento, MRI, corazón, visión artificial.

Key words: Image processing, optical flow, motion estimate, MRI, heart, artificial vision.

RESUMEN

En este trabajo de investigación se realizó la implementación de algoritmos de estimación para medir parámetros de movimiento cardiaco sobre imágenes de resonancia magnética (MRI, por su sigla en inglés). Los resultados que aquí se presentan son la obtención de vectores de desplazamiento y frecuencia de movimiento del corazón. Para seleccionar el método más adecuado se realizó un estudio comparativo del desempeño de diferentes algoritmos basados en flujo óptico, de los cuales se escogió la técnica propuesta por *Horn y Schunck*, debido a que su utilización define una baja tasa de error en la estimación frente a una carga computacional aceptable.

ABSTRACT

In this research work was carried out the implementation of estimating algorithms to measure parameters of heart movement on magnetic resonance images (MRI). The results which are presented were the obtaining of displacement vectors and heart movement frequency. In order to select the suitable method, a comparative study of performance of some algorithms based on optical flow was made; the technique proposed by *Horn and Schunck* was chosen, because it provides a low estimation error rate and an acceptable computational load.

1. Introducción

El desarrollo de algoritmos eficientes para la estimación de movimiento en secuencias de imágenes es un área de la visión artificial que ha tenido avances significativos en las últimas décadas. Dentro de sus aplicaciones pueden mencionarse: a) detección de movimiento aplicado a seguridad (reconocimiento de huellas, rostros, vigilancia); b) localización de objetos, incluyendo detección y predicción de trayectorias; c) obtención de propiedades 3-D; d) estimación de movimiento en problemas de compresión de video; e) control de calidad. De las aplicaciones posibles, el análisis de imágenes médicas ha tenido un gran desarrollo y puede convertirse en una herramienta de apoyo para el diagnóstico, tendiendo a ocupar un lugar de importancia dentro de las alternativas usadas por los médicos para tal fin.

La estimación de movimiento se ha realizado empleando diferentes métodos que pueden clasificarse en dos grandes grupos: los paramétricos, y los no paramétricos. El primer grupo se caracteriza por estimar 6 u 8 parámetros que describen el movimiento, como velocidad, traslaciones, cambios de escala, rotaciones y deformaciones; pertenecen a este grupo los modelos SPMME (*Single Parametric Motion Model Estimation*), que hace estimaciones recurrentes, modelo AFIN, y el modelo proyectivo u homografía.

Los métodos no paramétricos utilizan aproximaciones. Entre ellos puede citarse la correspondencia, que consiste en buscar la estructura de un cuerpo en la imagen siguiente y así determinar su desplazamiento; los modelos estadísticos de incertidumbre basados en la regla de *Bayes*; finalmente, los basados en flujo óptico, que determinan vectores de desplazamiento de píxel a píxel de un *frame* a otro en una secuencia de imágenes. En este último grupo se encuentran una amplia gama de técnicas como las diferenciales, las basadas en energía, en regiones o en fase, entre otras.

Para este último método, adoptado en este trabajo, se han propuesto gran cantidad de algoritmos para la detección del movimiento en imágenes de video; ellos establecen algunas mejoras o nuevas formas de resolver el problema que supone la extracción del flujo óptico de una serie de imágenes.

Básicamente, se utilizan dos formas de acometer el problema, con diversas variaciones sobre ellas. El primero –y quizá más empleado– es el método de los gradientes espacio-temporales, que consiste en determinar los cambios (gradientes) espaciales y temporales del patrón de grises de la imagen, y a partir de ellos obtener el flujo óptico. El método se basa en el hecho de que la información del movimiento de los objetos está contenida en los cambios de intensidad de la imagen; tiene la ventaja de generar un campo vectorial muy denso (un vector por píxel) que resulta muy útil en algunas aplicaciones; sin embargo tiene el problema de ser muy sensible al ruido en las imágenes, y no poder determinar el flujo en circunstancias como oclusión, apertura, continuidad de la solución, o cuando existe la necesidad de transformar 3D a 2D.

El segundo método es la segmentación de las imágenes. Consiste en identificar una serie de características locales (objetos, bloques, segmentos, etc.) en una imagen, tratar de obtener las correspondencias con la otra imagen y, por último, determinar los movimientos. Tiene el problema de no generar un campo vectorial muy denso; además, su complejidad crece con el número de particularidades de la imagen.

Este trabajo de investigación surge de la necesidad de construir una herramienta de apoyo para el diagnóstico de cardiopatías. La primera tarea, objetivo de este artículo, es medir los parámetros del movimiento cardíaco aplicando técnicas diferenciales de estimación en Imágenes de Resonancia Magnética (MRI, por su sigla en inglés).

2. Visión y movimiento

A continuación se revisarán algunos aspectos básicos de la Visión Artificial (VA) y de la estimación de movimiento.

La VA describe la deducción automática de las estructuras y propiedades de un mundo tridimensional, posiblemente dinámico, a partir de una o varias imágenes bidimensionales de él. Cuenta con las siguientes herramientas: hardware (para adquirir y almacenar las imágenes), procesado y, en algunos casos, el análisis de dichas imágenes y/o el suministro de los resultados al usuario o sistema autónomo.

En general, la estimación del campo de movimiento es asumida como la primera meta del procesamiento en un sistema de visión; la idea es medir el desplazamiento aparente de una región. Debido a que las imágenes son formadas de las proyecciones de un mundo tridimensional hacia una superficie de luz bidimensional, el brillo de la imagen en cada punto indica cuánta luz estaba en la superficie en esa posición espacial en determinando momento. Cuando un objeto se mueve en relación con el sensor, la proyección bidimensional se mueve en la imagen; el movimiento de la proyección de cada punto es referido como la velocidad de la imagen o el campo de movimiento.

El análisis del movimiento, a partir de secuencias de imágenes, busca extraer parámetros que caractericen el desplazamiento de los objetos. Por lo general los parámetros son coeficientes de ecuaciones que rigen su comportamiento dinámico; en el procesamiento de imágenes en secuencia se han utilizado ecuaciones de diverso tipo: lineales (las más empleadas), no lineales y polinomiales.

La estimación del movimiento está estrechamente relacionada con los cambios temporales y espaciales de los valores en cada píxel. El movimiento de una imagen a otra puede ser descrito por un vector desplazamiento, el cual puede ir desde un punto del contorno de la primera imagen a algún punto del

contorno de la segunda; para ello existen múltiples modelos.

3. Implementación

Inicialmente se requiere determinar la ubicación del corazón en la imagen, es decir, resaltar su forma para evitar la interferencia de otros órganos del cuerpo. Para esto se realizó una segmentación basada en regiones y luego un pre-procesamiento, para resaltar las características de la imagen y luego poder realizar la extracción de características de movimiento, como magnitud y dirección.

En la figura 1 se presenta un diagrama de bloques de las etapas del proyecto. Primero se realiza la adquisición de la secuencia de video; allí se deciden un conjunto de características que influirán en la eficiencia del algoritmo: una escala óptica variable y un formato de color en escala de grises de 8 bits; como segunda etapa se realiza una adecuación de imágenes denominada pre-procesamiento, consistente en realizar un filtrado que mejore las características de la imagen, y una segmentación que determina la ubicación del corazón en ésta; finalmente, se realiza la detección del movimiento, para determinar las componentes de desplazamiento.

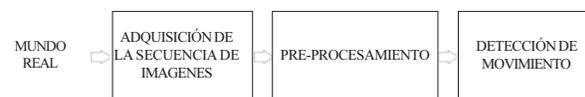


Figura 1. Diagrama de bloques del modelo implementado.

La etapa de adquisición de la secuencia de imágenes se satisface mediante el uso de imágenes de MRI tomadas de una base de datos y algunas secuencias sintéticas desarrolladas para la evaluación del sistema.

3.1. Estimación de movimiento

La estimación de flujo óptico es de vital importancia para el modelo que se desea aplicar; ella consiste en estimar la correspondencia entre *frames*. Si las componentes de desplazamiento o velocidad

de cada píxel son tratadas como variables independientes, el número de ecuaciones es igual al número de píxeles, cada vector con dos componentes (u, v) . Para la estimación del movimiento en una primera aproximación es necesario tener, por lo menos, un par de imágenes consecutivas; sin embargo, el uso de más imágenes aporta mayor información y permite hacer una estimación más real.

Como se ha mencionado, la recuperación del campo de movimiento parece ser la tarea esencial de cualquier sistema de VA que extraiga información a partir de una secuencia de imágenes; no obstante, el único dato disponible es la variación espacial y temporal del patrón de brillo de la imagen. De la secuencia es posible obtener una aproximación del campo de movimiento denominado flujo óptico; campo de movimiento y flujo óptico son iguales sólo si las variaciones espaciales del patrón de brillo correspondan a características estructurales de las superficies.

En forma general, en la figura 2 se observa el procedimiento utilizado para determinar el movimiento en base al flujo óptico. A la secuencia de imágenes se aplica un filtro de suavizamiento, encargado de eliminar el ruido de la secuencia; posteriormente se determinan los gradientes espacio-temporales (E_x, E_y, E_t) de la intensidad de brillo de la imagen y con base en este se define el flujo óptico respectivo.

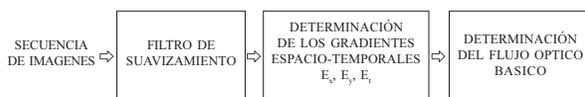


Figura 2. Determinación del movimiento basado en flujo óptico.

La ecuación restringida del flujo óptico (*Optical Flow Constraint Equation, OFCE*) [1] tiene las siguientes condiciones: a) la iluminación de los objetos presentes en las imágenes es uniforme; b) la reflectancia de los objetos varía con suavidad y sin discontinuidades espaciales; c) no existen objetos que se oculten unos a otros; d) no hay nuevos objetos en la secuencia. Si estas condiciones se cumplen puede afirmarse que la intensidad de brillo de

cada punto de la imagen $(E(x, y, t))$ no cambia; más bien cambia su posición.

$$E(x, y, t) = E(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \quad (1)$$

Realizando una expansión en series de Taylor, en las cercanías del punto (x, y, t) se obtiene:

$$E(x, y, t) = E(x, y, t) + \delta x \frac{\partial E}{\partial x} + \delta y \frac{\partial E}{\partial y} + \delta t \frac{\partial E}{\partial t} + \text{TOS} \quad (2)$$

Si se sustrae $E(x, y, t)$ en ambos lados de la ecuación, se divide en δt y se omiten los TOS (Términos de Orden Superior) y, finalmente, se hace que el límite tienda a 0, se obtiene la ecuación restringida del flujo óptico mostrada a continuación.

Otra forma de representar esta ecuación es:

$$\frac{dx}{dt} \frac{\partial E}{\partial x} + \frac{dy}{dt} \frac{\partial E}{\partial y} + \frac{\partial E}{\partial t} = 0 \quad (3)$$

$$\vec{\nabla} E \cdot \vec{V} + \frac{\partial E}{\partial t} = 0 \rightarrow \text{(OFCE)} \quad (4)$$

En (4), $\vec{\nabla} E$ es el vector gradiente del patrón de grises $\left(\frac{\partial E}{\partial x}, \frac{\partial E}{\partial y} \right)$, y el vector velocidad (u, v) .

Para determinar el vector velocidad se emplean diferentes métodos, entre ellos los de gradientes planteados por Horn y Schunck, Yamamoto, Lucas y Kanade, Proesmans y Nagel.

3.2. Gradientes

Los métodos utilizados emplean gradientes para determinar el movimiento; estos últimos son la diferencia entre píxeles vecinos y representan la variación máxima de intensidad en cada punto. De acuerdo con la relación entre los píxeles considerados, estas diferencias pueden dar lugar a derivadas unidimensionales o bidimensionales, y aplicarse en alguna o en todas las direcciones de la imagen [2].

En forma general, para definir un gradiente se aplica una *máscara de convolución* en la secuencia

de imágenes, para así determinar las variaciones en las tres dimensiones consideradas (x,y,t) . Los métodos empleados para tal fin son algunos muy conocidos como los propuestos por Roberts, Sobel y Prewitt, el propuesto por Barron et al [3], otro

denominado máscara de diferencia; en la figura 3 se observan las máscaras de convolución de cada uno de estos métodos y finalmente el propuesto por Horn y Schunck [1], que se puede observar adicionalmente en la ecuación (5).

$$\begin{aligned}
 E_x &\approx \frac{1}{4} \{ E_{i,j+1,k} - E_{i,j,k} + E_{i+1,j+1,k} - E_{i+1,j,k} + E_{i,j+1,k+1} - E_{i,j,k+1} + E_{i+1,j+1,k+1} - E_{i+1,j,k+1} \} \\
 E_y &\approx \frac{1}{4} \{ E_{i+1,i,j,k} - E_{i,j,k} + E_{i+1,i,j+1,k} - E_{i,j+1,k} + E_{i+1,i,j,k+1} - E_{i,j,k+1} + E_{i+1,i,j+1,k+1} - E_{i,j+1,k+1} \} \\
 E_t &\approx \frac{1}{4} \{ E_{i,j,k+1} - E_{i,j,k} + E_{i+1,j,k+1} - E_{i+1,j,k} + E_{i,j+1,k+1} - E_{i,j+1,k} + E_{i+1,j+1,k+1} - E_{i+1,j+1,k} \}
 \end{aligned} \quad (5)$$

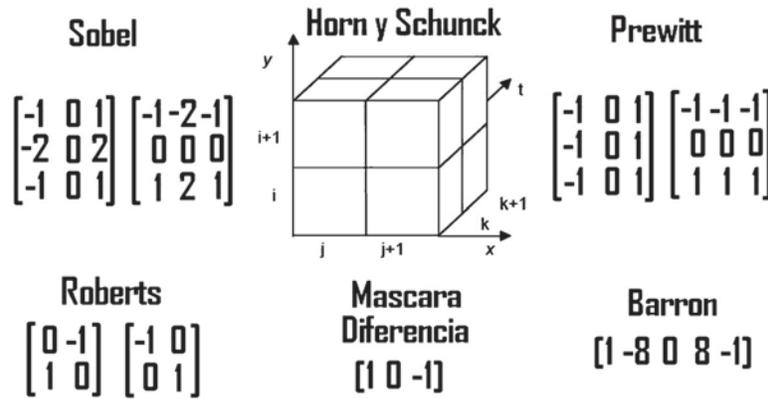


Figura 3. Máscaras de convolución empleadas para determinar los gradientes.

3.2.1 Métodos de estimación de movimiento

Para la estimación de movimiento y la evaluación de los vectores de desplazamiento se probaron cuatro métodos basados en el flujo óptico y, por ende, en la estimación del gradiente espacio temporal. Estos se presentan a continuación.

- **Método de Horn y Schunck.** Introducido en la década del ochenta, fue uno de los primeros en desarrollarse. Propone una forma de determinar el flujo óptico basada en el cálculo de los gradientes espaciales y temporales con iteraciones, formulada para minimizar el cuadrado de la magnitud del gradiente de la velocidad y

la medida de la suavidad del campo de flujo óptico [1]. El error a minimizar es el siguiente:

$$\iint (\nabla E^T V + E_t)^2 + \alpha^2 (\|\nabla u\|_2^2 + \|\nabla v\|_2^2) dx dy \quad (6)$$

En (6), α es un factor de peso que debe ser proporcional al ruido esperado; la minimización de este error se logra encontrando los valores convenientes para la velocidad de flujo óptico (u,v) . Usando el cálculo de variación se obtiene:

$$\begin{aligned}
 Ex^2u + ExEyv &= \alpha^2 \nabla^2 u - ExEt \\
 ExEyu + Ey^2v &= \alpha^2 \nabla^2 v - EyEt
 \end{aligned} \quad (7)$$

1/12	1/6	1/12
1/6	-1	1/6
1/12	1/6	1/12

Tabla 1. Máscara empleada para calcular el Laplaciano.

Empleando la aproximación al Laplaciano (tabla 1) y resolviendo para u y v se obtiene la solución planteada para el vector de velocidad; la solución iterativa se basa en la velocidad hallada antes (u^k, v^k), y en el promedio de los vecinos del punto así:

$$u^{k+1} = \bar{u}^k - Ex \frac{[Ex\bar{u}^{k*} + Ey\bar{v}^k + Et]}{\alpha^2 + Ex^2 + Ey^2} \quad (8)$$

$$v^{k+1} = \bar{v}^k - Ey \frac{[Ex\bar{u}^{k*} + Ey\bar{v}^k + Et]}{\alpha^2 + Ex^2 + Ey^2}$$

Para determinar el valor del flujo óptico en las áreas en que falla la ecuación OFCE, *Horn* y *Schunck* agregan una condición adicional: los cambios en el flujo deben ser suaves; en otras palabras, no hay cambios bruscos en el movimiento entre puntos cercanos de la imagen. Como puede apreciarse en la ecuación (8), la exactitud de la velocidad estimada reside esencialmente en la determinación de los gradientes. Además, dado que se requiere calcular las derivadas espacio-temporales del patrón de grises de la imagen, es preciso que éste sea diferenciable; por ello se utiliza un filtro por convolución (*gaussiano*), que suaviza la imagen antes de proceder a calcular los gradientes.

- **Método de Proesmans.** Múltiples estrategias que intentan preservar las discontinuidades en el flujo óptico han surgido. Entre ellas se destaca la propuesta por *Proesmans et al.* [4], que emplea un enfoque dual basado en el método de *Horn* y *Schunck*. Si a partir de dos cuadros I_1 e I_2 se efectúan simultáneamente los cálculos de I_1 e I_2 y viceversa, los resultados deberían ser los mismos salvo en aquellas zonas de

la imagen en que hay discontinuidades en el flujo; ellas han de corresponder a áreas en que hay oclusiones (regiones del objeto que quedan ocultas en el *frame* siguiente, o partes que estaban ocultas y aparecen), provocando la aparición de inconsistencias. Así, siendo $V_1(x,y) = (u_1, v_1)$ el flujo de I_1 a I_2 , y $V_2(x,y) = (u_2, v_2)$ el flujo de I_2 a I_1 , debe cumplirse que:

$$V_1(x, y) = -V_2(x - u_1\delta t, x - v_1\delta t) \quad (9)$$

$$V_2(x, y) = -V_1(x - u_2\delta t, x - v_2\delta t)$$

Obsérvese que el signo de los flujos debe ser opuesto, ya que se han intercambiado los papeles que desempeñan los *frames* en el proceso de estimación. En las proximidades de las discontinuidades de flujo es muy probable que estas condiciones no se cumplan; esto se puede medir mediante los vectores de diferencia:

$$C_a = v_a(x, y) + v_b(x - u_a\delta t, x - v_b\delta t) \quad (10)$$

$$C_b = v_b(x, y) + v_a(x - u_b\delta t, x - v_a\delta t)$$

La ecuación (10) será nula sólo cuando los flujos sean consistentes. El algoritmo emplea entonces un esquema basado en difusión, de tal forma que ésta se debilita precisamente en las zonas en que han aparecido inconsistencias en los mapas de flujo permitiendo así preservar sus discontinuidades.

- **Método de Lucas & Kanade.** Fue presentado en 1981. Para determinar la velocidad del flujo tiene en cuenta las vecindades al punto. Se plantea la implementación de un *weighted least-squares* (LS) ajustado a las restricciones locales de primer orden [3], y a un modelo constante para V en cada pequeña vecindad espacial Ω . En este caso la función a minimizar se presenta a continuación:

$$\sum_{x \in \beta} W^2(x) [\nabla E \cdot V + Et]^2 \quad (11)$$

En (11), $W(x)$ denota la función de la ventana con mayor influencia de las restricciones en el centro de la vecindad con respecto a los puntos de la periferia. La solución a esta ecuación es la siguiente:

$$A^T W^2 A V = A^T W^2 b \quad (12)$$

En (12), para n puntos $X_i \in \beta$ en un solo momento t se cumplen:

$$\begin{aligned} A &= [\nabla E(x_1), \nabla E(x_2), \dots, \nabla E(x_n)]^T \\ W &= \text{diag}[W(x_1), W(x_2), \dots, W(x_n)] \\ b &= -[Et(x_1), Et(x_2), \dots, Et(x_n)]^T \end{aligned} \quad (13)$$

La solución a este sistema para el vector velocidad es:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \sum Ex^2 & \sum ExEy \\ \sum ExEy & \sum Ey^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum ExEt \\ \sum ExEt \end{bmatrix} \quad (14)$$

Para este caso se emplearon bloques de 5×5 , así como diferentes matrices de peso W , entre ellas una matriz *gaussiana* con $\delta = 1,5$ y $\delta = 5$; además una matriz de 5×5 que fue llenada en todos sus elementos por unos (1); asimismo, la matriz $W = 1/8 * ([1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1] * [1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1]^T)$, y los mismos métodos para determinar los gradientes antes mencionados.

- **Método de Yamamoto.** El autor introduce un método para determinar el movimiento con mayor exactitud, sin necesidad de calcular previamente el flujo óptico; parte de la ecuación de OFCE (4) y la sustituye en la ecuación vectorial de velocidad [5]:

En (15):

$$V = \Omega \times r + V_L \quad (15)$$

$\Omega = (w_x, w_y, w_z)$ es el vector velocidad angular $r = (x, y, z)$ es la posición del punto en la imagen $V = (v_x, v_y, v_z)$ es el vector velocidad en el punto.

De estas variables se obtiene una representación para tres casos diferentes. El primero es el caso tridimensional (3-D), con la siguiente ecuación:

$$E_x v_x + E_y v_y - E_y \omega_x z + E_x \omega_y z + (E_y x - E_x y) \omega_z + E_t = 0 \quad (16)$$

En (16), las incógnitas son $(v_x, v_y, w_x, w_y, w_z)$, y se supone que z (profundidad) es conocida; si el movimiento se restringe al plano perpendicular al eje óptico (2-D) $w_x = w_y = 0$; si no se permite la rotación (1-D), $w_z = 0$, y se obtiene la misma ecuación OFCE.

$$E_x v_x + E_y v_y + E_t = 0 \quad (17)$$

Las ecuaciones pueden ser escritas para n puntos de la imagen, siendo n el número de incógnitas de la ecuación; además, las ecuaciones pueden representarse en forma matricial, a saber:

$$A X = B \quad (18)$$

La i -ésima fila de los vectores A , X , B está determinada por:

$$\begin{aligned} A &= (E_{xi}, E_{yi}, -E_{yi} z_i, E_{xi} z_i, E_{yi} x_i, E_{xi} y_i) \\ X &= (v_x, v_y, \omega_x, \omega_y, \omega_z) \\ B &= (E_{ti}) \end{aligned} \quad (19)$$

Se observa que para obtener los parámetros de movimiento es necesario determinar los gradientes empleando algún método, y luego tomar una serie de puntos de la imagen y aplicar la ecuación (18); para el caso 3-D, también debe obtenerse z . Solucionando el sistema anterior se determina la velocidad del movimiento; la definición acertada de los gradientes espacio-temporales determina, en gran medida, la exactitud de la estimación lograda.

4. Resultados

En la etapa de pre-procesamiento se emplearon diferentes tipos de filtros; por obtenerse mejores resultados en cuanto a eliminación de ruido se

destaca aquí el filtro *gaussiano* de $\delta = 1,5$ píxel/frame. Este filtro también demostró ayudar a la suavización de las imágenes e incrementa la eficiencia de los algoritmos de estimación de movimiento. Para resaltar el corazón se empleó una segmentación basada en regiones y umbralización, debido a que el video posee una zona en la cual el nivel de gris se encuentra dentro de un rango; estos procesos permitieron identificar la zona en que se encuadra el corazón, y extraerla para estimar su movimiento.

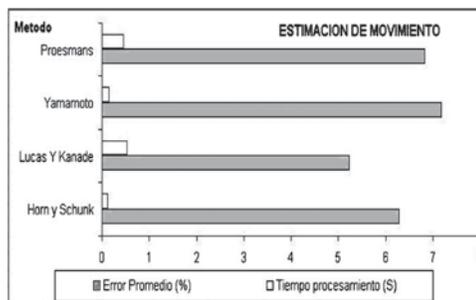
Para estimar la efectividad de los algoritmos de estimación de movimiento se realizó un barrido sobre diferentes parámetros (tabla 1). Primero se hicieron secuencias sintéticas, conocidas la magnitud y dirección del desplazamiento; con estas imágenes se determinó su desempeño, evaluando el error máximo promedio en que incurría cada método.

Método de estimación	Parámetros empleados
Horn y Schunck	Gradiente = Barron ([1 -8 0 8 1]) $\alpha = 0,5$ # iteraciones = 20
Proesmans	Gradiente = [1 0 -1] $\alpha = 2,5$ # iteraciones = 20
Lucas y Kanade	Gradiente = Horn y Schunck $W = 1/8 * ([1 4 6 4 1] * [1 4 6 4 1]^T)$
Yamamoto	Gradiente = [1 0 -1]

Tabla 2. Parámetros finales empleados.

Se obtuvieron resultados de estimación de movimiento desde dos puntos de vista. Con respecto a la exactitud, los métodos de *Lucas y Kanade* así como los de *Horn y Schunck* presentaron los errores más bajos; con respecto a tiempo de procesamiento el método de *Horn* aventaja al método de *Lucas*, al superarlo en casi la tercera parte. Por los resultados anteriores se acogió el método de *Horn y Schunck* como el más viable para implementar el algoritmo. La gráfica 1 ilustra los resultados finales de estimación de movimiento y tiempo de procesamiento¹ para obtener una herramienta más robusta.

¹ La medición del tiempo de procesamiento se realizó en un computador Intel Pentium IV de 2,4 GHz y 512 MB de RAM.



Gráfica 1. Evaluación de métodos de estimación: exactitud y tiempo de procesamiento.

En seguida se aplicó la técnica elegida como más eficiente para analizar secuencias de MRI, y mediante ella se extrajeron los vectores de magnitud y dirección de movimiento, gradientes en *x*, en *y*, y en *t*. La evaluación de los resultados obtenidos en este punto se hace cualitativamente, al no existir una técnica que permita evaluar el resultado sobre una imagen real; dado que el movimiento en esta última no es uniforme, no es posible conocer el valor exacto del movimiento en cada punto, para verificar la velocidad determinada por los métodos implementados.

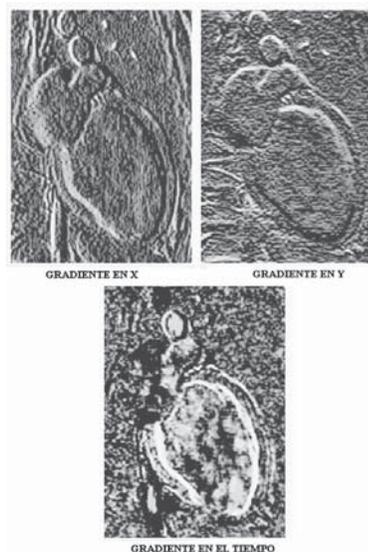


Figura 4. Gradientes del corazón (miocardio), máscara de Horn y Schunck.

Al obtener las características de movimiento del corazón se procedió a crear un archivo de estadísticas que facilitará los análisis posteriores; para

ellos se creó un vínculo entre *Matlab*² y *Excel*, para almacenar en este último la información de movimiento, la cual podrá ser graficada y guardada junto con la hora, fecha, vectores representativos de movimiento y demás datos de relevancia para el análisis.

Como trabajo futuro se plantea hacer un análisis de los vectores de desplazamiento y los gradientes para que, mediante técnicas de reconocimiento de patrones, permitan evaluar el funcionamiento del corazón del paciente bajo observación.

5. Conclusiones

Este trabajo realiza una aplicación de la VA en el campo de la medicina. En el proceso de experimentación y validación fue necesario determinar variables para incrementar la efectividad de los algoritmos, tales como resolución, métodos de cálculo de gradientes y pará-

² Programa base para la estimación de movimiento.

metros en las ecuaciones de movimiento. Modificando el orden de las operaciones fue posible aumentar la eficiencia reduciendo el esfuerzo de procesamiento.

La etapa de pre-procesamiento de la secuencia de video es de vital importancia, porque disminuye el tiempo de procesamiento y permite comprimir el tamaño de la imagen, reduciendo al mínimo la pérdida de información. El filtro realiza una función primordial para que la pérdida de información sea prácticamente nula y pueda ser utilizada en la siguiente etapa; asimismo, se encarga de eliminar otros cuerpos diferentes al corazón, que puedan interferir en la estimación y por consiguiente en el análisis.

Dependiente de la aplicación y tipo de movimiento que se desee determinar o estimar debe acogerse un modelo de análisis del movimiento presente en la imagen. Los métodos de estimación basados en el flujo óptico presentan ventajas en cuanto a facilidad de implementación y alta densidad de información, debido a que trabajan sobre todos los píxeles de la escena.

Referencias bibliográficas

- [1] Horn B. y Schunk B. (1981). *Determining Optical Flow*. Artificial Intelligence Laboratory, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, pp. 185-203.
- [2] De la Escalera, A. (2001). *Visión por computador: Fundamentos y métodos*, Prentice Hall, Madrid.
- [3] Barron, J.L., Fleet D.J. y Beauchemin S.S. (1994). *Performance of Optical Flow Techniques*. International Journal of Computer Vision, 12(1), pp. 43-77.
- [4] Proesmans, M., Van Gool, L., Pauwels, E. y Oosterlinck, A. (1994). *Determination of Optical Flow and its Discontinuities Using Non-linear Diffusion*. In: Proceedings of 3rd European Conference on Computer Vision, Vol. 2, pp. 295-304.
- [5] Yamamoto, M. (1989). *A General Aperture Problem for Direct Estimation of 3-D Motion Parameters*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 11, núm. 5, pp. 528-536.
- [6] Lucas, B. y Kanade, T. (1981). *An Iterative Image Registration Technique Sequences of with Application to Stereo Vision*. En Proceedings, DARPA Image Understanding Workshop, pp. 121-130.
- [7] Barron, J.L. (2004). *Experience with 3D Optical Flow on Gated MRI Cardiac Datasets*. Universidad de Western, Ontario. Canada.
- [8] Barron, J. y Lin, T. (1995). *Image Reconstruction Error for Optical Flow*. Scientific Publishing Co., Singapore, C. Archibald and P. Kwok, eds., pp 269-290.
- [9] Barron, J.L. y Thacker N.A. (2005). *Tutorial: Computing 2D and 3D Optical Flow*. Imaging Science and Biomedical Engineering Division, Medical School, University of Manchester, Manchester.
- [10] Faundez Zanuy, M. (2001). *Tratamiento digital de voz e imagen y aplicación a la multimedia*. Ed. Alfaomega, México DF.
- [11] Lucena, M. J. (2003). *Uso del flujo óptico en algoritmos probabilísticos de seguimiento*. Tesis Doctoral Universidad de Granada, Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática.
- [12] Simoncelli, E. (1999). *Bayesian Multi-scale Differential Optical Flow*. Handbook of Computer Vision and Applications, Academic Press. Vol. 2, cap. 14, pp 397-422.
- [13] Young R., Lesperance R. y Weston W. (2001). *The Gaussian Derivative Model For Spatial-Temporal Vision*. Spatial Vision, Vol. 14, núm. 3,4, pp. 261-319.