

# REPOSICIONAMIENTO DE REGIONES DE INTERÉS EN SECUENCIAS DE ECOCARDIOGRAFÍA DE CONTRASTE

Norberto Malpica<sup>1</sup>, Andrés Santos<sup>1</sup>, Esther Pérez<sup>2</sup>,  
Miguel Ángel García Fernández<sup>2</sup>, Manuel Desco<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Dpto. Ingeniería Electrónica, ETSI Telecomunicación. Universidad Politécnica de Madrid.

<sup>2</sup>Hospital General Universitario Gregorio Marañón, Madrid.

## RESUMEN

El análisis de la perfusión intramiocárdica mediante ecocardiografía de contraste proporciona parámetros para la evaluación de la enfermedad isquémica. Un pulso de ultrasonido de alto índice mecánico se emplea para destruir el contraste, y se miden diversos parámetros de reperfusión del miocardio a partir de curvas temporales obtenidas de Regiones de Interés (RDI). Para obtener curvas fiables, se debe seguir la posición de las RDIs a lo largo del tiempo para compensar el movimiento cardiaco. En este trabajo evaluamos técnicas de cálculo del flujo óptico para el reposicionamiento de RDIs. Se han implementado y evaluado dos técnicas basadas en correlación y una técnica diferencial. La evaluación se lleva a cabo midiendo el grado de interacción por parte del usuario para corregir el reposicionamiento a lo largo de la secuencia, y se ha realizado empleando tanto imágenes experimentales obtenidas en animales así como imágenes clínicas.

## 1. INTRODUCCIÓN

La ecocardiografía miocárdica de contraste (MCE) se ha propuesto como marcador de la correcta reperfusión en el infarto agudo de miocardio, dada su capacidad para evaluar el estado de la microvasculatura, [1]. La viabilidad del miocardio se estima por el grado de opacificación del mismo después de una inyección de contraste. En algunos casos, el análisis del movimiento de la pared no es suficiente para caracterizar la región patológica. Por ejemplo, después de una isquemia pueden existir regiones del miocardio con falta de movimiento pero flujo normal, que puede recuperarse en las semanas siguientes. La falta de opacificación miocárdica tras la reperfusión se ha asociado con la necrosis, evidenciada por la dificultad de recuperar la función en el seguimiento.

Destruyendo las microburbujas que constituyen el contraste, mediante un pulso de alta energía es posible obtener parámetros cuantitativos [2]. Esta técnica permite obtener, no sólo la intensidad de la región en estado estacionario, sino también la curva de entrada mostrando el relleno de la región tras la destrucción de las microburbujas. Estas curvas se

ajustan a un modelo matemático y se pueden obtener varios parámetros significativos a partir de ellas. En el análisis en rutina, se seleccionan varias regiones de interés y se obtienen las curvas temporales de ellas.

La adquisición se puede realizar en modo intermitente (las imágenes se obtienen en el mismo punto del ciclo cardiaco) pero se obtiene más información en modo continuo, donde se obtienen imágenes a una frecuencia constante a lo largo del tiempo. En este caso, el movimiento del corazón desplaza la posición de la RDI inicial. Para una cuantificación exacta, es preciso reposicionar las regiones a lo largo de la secuencia. En [3], se emplean imágenes adquiridas en telediástole y se alinean las imágenes mediante un registro rígido por correlación cruzada. Recientemente, Noble et al. [4] han empleado un registro no rígido, sobre imágenes adquiridas en modo intermitente. Para poder analizar secuencias adquiridas en modo continuo de forma eficiente, en este trabajo se propone el seguimiento individual de las regiones de interés. Las técnicas de cálculo del flujo óptico se han empleado en ecocardiografía convencional para seguir el movimiento del speckle [5] y como guía para algoritmos de segmentación [6]. En este artículo evaluamos dos técnicas basadas en correlación y una técnica diferencial, tanto en imágenes experimentales obtenidas de cerdos como en secuencias clínicas.

El proceso es supervisado por un experto que puede corregir de forma interactiva la posición de las RDIs. La evaluación se realiza midiendo el número de imágenes de cada secuencia en las cuales el movimiento calculado no fue considerado correcto.

En el apartado 2 se describen los métodos de flujo óptico empleados. En el apartado 3 se presentan los resultados de la evaluación. El apartado 4 presenta las conclusiones del trabajo.

## 2. MATERIALES Y MÉTODOS

### 2.1. Adquisición de imágenes

Se adquirieron imágenes en tiempo real mediante *Coherent Contrast Imaging*, un método de cancelación de pulso, con un ecógrafo Acuson Sequoia® (Acuson-Siemens).

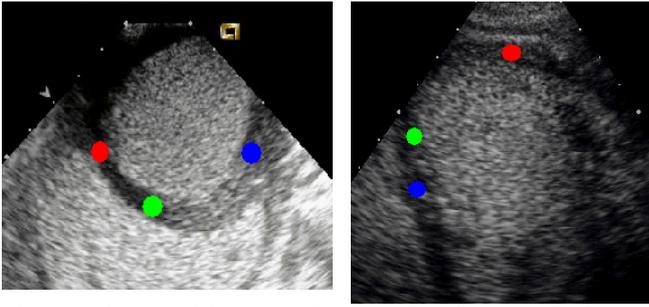


Fig. 1 (a) imagen del corazón de un cerdo (eje corto) (b) imagen del corazón de un paciente (2 cámaras). Se muestran las Regiones de Interés definidas.

Las imágenes experimentales son vistas de eje corto tomadas de cerdos a tórax abierto durante la cirugía, empleando Sonovue® como agente de contraste. Las imágenes clínicas son vistas de dos cámaras adquiridas usando Optison® como contraste. La resolución temporal es de 50-75 ms en ambos casos.

## 2.2. Técnicas de correlación de bloques

Las técnicas basadas en correlación son las más ampliamente empleadas para calcular el flujo óptico a partir de una secuencia de imágenes [7]. Se basan en el análisis del patrón de niveles de gris alrededor del punto de interés y en la búsqueda del patrón más similar en la imagen siguiente. La hipótesis básica es que el patrón de niveles de gris es aproximadamente constante entre imágenes sucesivas y que la textura local contiene suficiente información no ambigua. Estas técnicas se han empleado para la detección de movimiento de la pared en ecocardiografía convencional. [6]. Se puede encontrar una revisión de estos métodos en [8].

Definiendo una ventana  $W(\vec{x})$  alrededor del punto  $\vec{x}$ , se considera una ventana similar  $W'(\vec{x} + \vec{d})$ , desplazando el punto una cierta distancia. El flujo óptico se obtiene como el desplazamiento que corresponde al valor mínimo de una cierta medida de distancia entre los patrones de intensidad en las dos ventanas:

$$\text{dist} = f(W, W'(\vec{d}))$$

Hemos empleado la suma del cuadrado de las diferencias normalizadas como distancia:

$$SSD(\vec{x}, \vec{d}) = \sum_{i,j=-N/2}^{N/2} (I_1(x+i, y+j) - I_2(x+i+d_x, y+j+d_y))^2$$

Como medida de calidad se emplea el cociente entre el mínimo valor de la SSD y la distancia media en el espacio de búsqueda  $S(\vec{x})$ :

$$Q(\vec{x}) = 1 - \frac{\min_{\vec{d} \in S} SSD(\vec{x}, \vec{d})}{\overline{SSD}}$$

Un valor de Q cercano a la unidad asegura una buena correlación. En todos los experimentos se empleó una

región de búsqueda de 25x25 píxeles y una ventana de correlación de 35x35.

### 2.2.1. Submuestreo de la máscara

Para reducir el tiempo de proceso, las imágenes se submuestran en un factor de 2 antes de calcular la correlación. Para evitar el aliasing se aplicó a las imágenes un filtrado separable por B-splines previo al submuestreo [9]. En experimentos previos, no se detectaron diferencias por el uso de submuestreo.

### 2.2.2. Promediado espacial

La forma de la región de interés se mantiene fija a lo largo de la secuencia. Sólo se calcula un valor global de movimiento para toda la región. Asumiendo que los vectores de movimiento vecinos varían suavemente, calculamos vectores de movimiento en ocho puntos de la región y se promedia el vector global de la región a partir de ellos. La contribución de cada vector tiene un peso dado por el factor de calidad  $Q(\vec{x})$  del cálculo de su SSD.

### 2.2.3. Suavizado temporal del movimiento.

Algunos algoritmos más complejos permiten obtener un exactitud sub-píxel mediante la introducción de ciertas restricciones en el movimiento. Hemos evaluado el algoritmo de Singh [10], que se basa en el cálculo de la correlación en tres imágenes consecutivas:  $im(-1)$ ,  $im(0)$ ,  $im(1)$  minimizando la distancia:

$$SSD_3(\vec{x}, \vec{d}, im(-1), im(0), im(1)) = SSD(\vec{x}, \vec{d}, im(-1), im(0)) + SSD(\vec{x}, \vec{d}, im(0), im(1))$$

donde SSD para dos imágenes se define del mismo modo que en el apartado previo.

A partir de los valores SSD se construye una función de peso:

$$R(\vec{x}, \vec{d}) = e^{-k(\vec{x}) SSD(\vec{x}, \vec{d})}$$

donde

$$k(\vec{x}) = -\ln(0.95) / \min(SSD_3(\vec{x}, \vec{d}, im(-1), im(0), im(1))).$$

El desplazamiento subpíxel se obtiene del siguiente modo:

$$u(\vec{x}) = \frac{\sum R(\vec{x}, \vec{d}) d_x}{\sum R(\vec{d})}, \quad v(\vec{x}) = \frac{\sum R(\vec{x}, \vec{d}) d_y}{\sum R(\vec{d})}$$

## 2.3. Técnicas diferenciales

Las técnicas diferenciales calculan la velocidad a partir de las derivadas espacio-temporales de la intensidad de la imagen. Las técnicas básicas emplean derivadas de primer orden basadas en la traslación de la imagen, i.e.

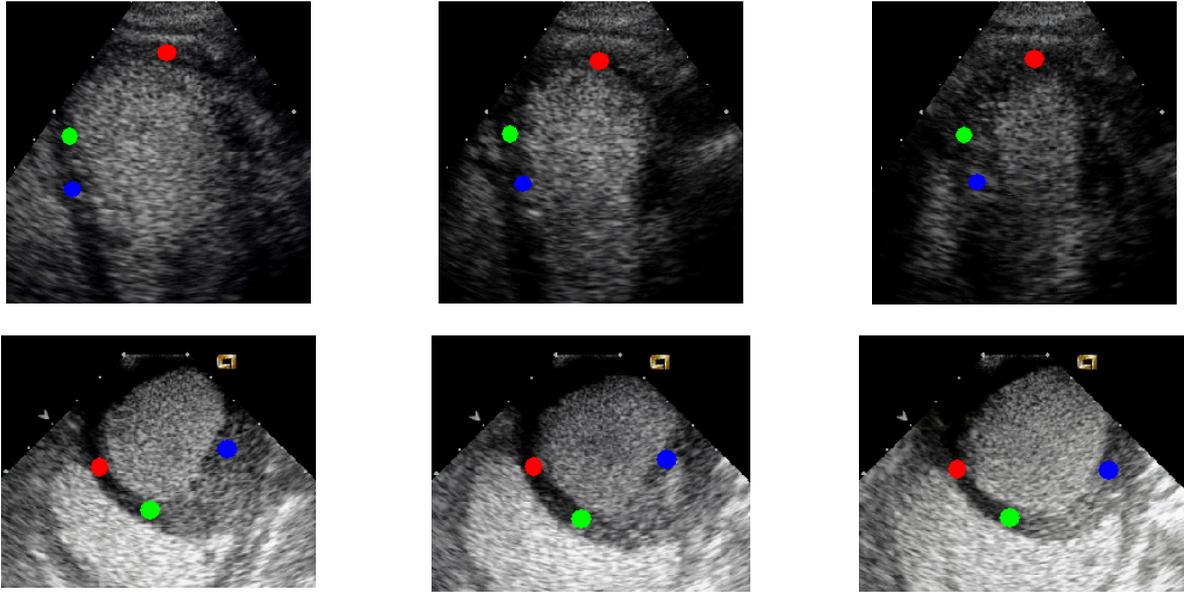


Fig. 2 Resultados del seguimiento de Regiones de Interés mediante el algoritmo mejorado de correlación en imágenes de paciente (arriba) e imágenes experimentales (abajo)

$$I(x, t) = I(x-vt, 0)$$

Suponiendo que la intensidad se conserva a lo largo del tiempo,  $dI(x,t)/dt = 0$ , se deriva la ecuación de restricción del gradiente:

$$\nabla I(x, t) \cdot v + I_t(x, t) = 0$$

donde  $\nabla I$  denota el gradiente espacial y  $I_t$  la derivada temporal.

Para evaluar el resultado de las técnicas diferenciales, se ha implementado el algoritmo propuesto por Lucas y Kanade [8], ya que era el que mejores resultados proporcionaba en un estudio realizado con imágenes sintéticas de ultrasonido [11]. Consiste en un ajuste por mínimos cuadrados de una restricción local de primer orden a un modelo constante  $v$  en cada vecindario  $N$  minimizando:

$$\sum_{x \in N} W^2(x) [\nabla I(x, t) \cdot v + I_t(x, t)]^2$$

donde  $W(x)$  denota una función de peso, que asigna una mayor influencia a los puntos del centro de la ventana respecto a los de la periferia. La solución a la ecuación anterior viene dada por:

$$A^T W^2 A v = A^T W^2 b$$

donde para los  $n$  puntos  $x_i \in N$  en el instante tiempo  $t$ ,

$$A = [\nabla I(x_1), \dots, \nabla I(x_n)]$$

$$W = \text{diag}[W(x_1), \dots, W(x_n)]$$

$$b = -(I_t(x_1), \dots, I_t(x_n))^T$$

Antes de calcular las velocidades, las imágenes se filtraron con un filtro gaussiano con  $\sigma = 1.5$ .

### 3. RESULTADOS Y VALIDACIÓN

Se emplearon cinco secuencias de imágenes para evaluar los algoritmos. Dos de ellas se tomaron de cerdos durante cirugía experimental. El transductor está situado en este caso directamente sobre la superficie del corazón, dando lugar a imágenes con alto contraste y bordes miocárdicos bien definidos durante la etapa de relleno del miocardio. Por otro parte, la opacificación del miocardio es más intensa. Las otras tres secuencias son vistas de dos cámaras obtenidas de tres pacientes. Todas las secuencias están compuestas de cuarenta imágenes, cubriendo aproximadamente cuatro ciclos.

Para evaluar el rendimiento de los algoritmos se seleccionaron tres Regiones de Interés en cada secuencia y se llevó a cabo el reposicionamiento automático, supervisado por un usuario experto. Como ejemplo, la figura 1 presenta imágenes tanto de secuencias de animales como de pacientes, mostrando la posición inicial de las RDIs en los experimentos.

La figura 2 presenta imágenes de dos secuencias con las RDIs reposicionadas automáticamente empleando un algoritmo de correlación de bloques.

El usuario podía corregir interactivamente la posición de la RDI en una imagen cuando el desplazamiento automático se consideraba incorrecto. Como indicador de la calidad del algoritmo se estimó el número de imágenes en los que el usuario modificó la posición de la RDI. La Tabla 1 muestra dichos datos. Las secuencias de pacientes se denotan como P1, P2 y P3. Las imágenes experimentales se denotan como A1, A2. En cada caso el análisis comprende tres regiones de interés.

	A	B	C
P1 - 1	5	6	2
P1 - 2	4	4	2
P1 - 3	8	7	4
P2 - 1	3	5	1
P2 - 2	5	2	2
P2 - 3	5	5	3
P3 - 1	3	4	1
P3 - 2	3	6	1
P3 - 3	5	3	2
A1 - 1	4	4	4
A1 - 2	1	2	0
A1 - 3	3	3	2
A2 - 1	3	4	1
A2 - 2	2	1	0
A2 - 3	4	4	3

Tabla 1. Número de imágenes corregidas en cada secuencia de 40 imágenes. A: Técnica de correlación promediada. B: Algoritmo de Singh. C: Lucas-Kanade. Pi - j: Región de Interés j en la secuencia i.

Los mejores resultados se obtuvieron con el método diferencial de Lucas-Kanade. La región de interés 2 en las secuencias experimentales se situó sobre una región isquémica del miocardio, con un movimiento reducido, lo cual explica los mejores resultados obtenidos en esta región. El algoritmo de Singh no mejoró los resultados del algoritmo de correlación que emplea dos imágenes consecutivas. Esto es debido al hecho de que este algoritmo asume una continuidad temporal en el movimiento demasiado estricta, que no existe en el movimiento del corazón.

El tiempo de cálculo es corto para todos los algoritmos. El más lento es el método de Lucas y Kanade, que requiere 0.8 segundos por imagen en un Pentium IV.

#### 4. CONCLUSIÓN

Hemos evaluado tres algoritmos de flujo óptico para el seguimiento de regiones de interés en secuencias de ecocardiografía de contraste. Los resultados son

alentadores ya que los algoritmos son precisos y suficientemente rápidos para su uso en tiempo real.

El método diferencial da mejores resultados que los métodos basados en correlación, con tiempos de ejecución similares.

La incorporación de información a priori del movimiento cardiaco o la corrección temporal adaptativa de los vectores de movimiento puede mejorar estos resultados.

#### 5. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado en parte por el proyecto III PRICIT de la Comunidad de Madrid y un contrato con la empresa Siemens-Acuson.

#### 6. BIBLIOGRAFÍA

1. M.A. Vannan and B. Kuersten, Imaging techniques for myocardial contrast echocardiography. *European Journal of Echocardiography*, 1: pp. 224-226. 2000
2. M. Desco, *et al.* Myocardial perfusion with contrast echocardiography. In *Medical Imaging 2001: Ultrasonic Imaging and Signal Processing*. Proceeding of SPIE, vol. 4325. 2001.
3. A.R. Jayaweera, *et al.*, Method for the quantification of myocardial perfusion during myocardial contrast two-dimensional echocardiography. *Journal of the American Society of Echocardiography*, 3: pp. 91-98. 1994
4. J.A. Noble, *et al.*, Automated non-rigid alignment of clinical myocardial contrast echocardiography image sequences: Comparison with manual alignment. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 28(1): pp. 115-123. 2002
5. F. Yeung, S.F. Levinson, and K.J. Parker, Multilevel and Motion Model-Based Ultrasonic Speckle Tracking Algorithms. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 24(3): pp. 427-441. 1998
6. A. Giachetti, On-line analysis of echocardiographic image sequences. *Medical Image Analysis*, 2(3): pp. 261-284. 1998
7. A. Giachetti, Matching techniques to compute image motion. *Image and Vision Computing*, 18: pp. 247-260. 2000
8. J.L. Barron, D.J. Fleet, and S.S. Beauchemin, Performance of optical flow techniques. *International Journal of Computer Vision*, 12(1): pp. 43-77. 1994
9. W.K. Pratt, *Digital image processing*, Wiley, New York, 1991.
10. R. Singh. *An estimation-theoretic framework for image flow computation*. In *ICCV*. 1990. Osaka.
11. P. Baraldi, *et al.*, Evaluation of differential optical flow techniques on synthesized echo images. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 43(3): pp. 259-272. 1996