

Validación de un algoritmo robusto para la estimación del movimiento en secuencias de imágenes cardíacas

Rubén Medina¹, Emiro Ibarra², Villie Morocho³, Pablo Vanegas³

¹ Investigador Prometeo, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones, Universidad de Cuenca Av. 12 de abril, Cuenca, Ecuador, 010150.

² Centro de Ingeniería Biomédica y Telemedicina (CIByTEL), Universidad de Los Andes, Facultad de Ingeniería, Mérida, Venezuela, 5101.

³ Departamento de Ciencias de la Computación Universidad de Cuenca, Facultad de Ingeniería, Cuenca, Ecuador, 010150.

Autores para correspondencia: ruben.medina@ucuenca.edu.ec

Fecha de recepción: 28 de septiembre 2015 - Fecha de aceptación: 12 de octubre 2015

RESUMEN

Este artículo describe la validación de un algoritmo de flujo óptico basado en esparcidad. Para ello se utilizan dos secuencias de imágenes extraídas de la base de datos Sintel y también imágenes extraídas de una secuencia de imágenes de resonancia magnética etiquetada, las cuales representan una capa del ventrículo izquierdo ubicadas en la zona media y de acuerdo a la orientación de eje corto. Los resultados son prometedores debido a que el error de magnitud promedio para las secuencias de la base de datos Sintel es menor a 3 pixels y menor de 1 mm para las imágenes de resonancia magnética etiquetada.

Palabras clave: Flujo óptico, movimiento cardíaco, imágenes médicas, resonancia magnética etiquetada, base de datos Sintel.

ABSTRACT

This paper describes the validation of a sparse based optical flow algorithm using two sequences extracted from the Sintel database and also images extracted from a tagged magnetic resonance image sequence representing a short-axis slice located at the mid-wall of the left ventricle. Results are promising as the average magnitude error for the Sintel sequences is lower than 3 pixels and lower than 1 mm for the tagged MRI.

Keywords: Optical flow, cardiac motion, medical imaging, tagged MRI, Sintel database.

1. INTRODUCCIÓN

La cuantificación del movimiento cardíaco en imágenes médicas constituye una herramienta importante para el diagnóstico y proceso terapéutico de enfermedades cardíacas. En las aplicaciones clínicas, la estimación del movimiento cardíaco considera por lo general dos imágenes secuenciales del ventrículo izquierdo adquiridas utilizando modalidades bidimensionales tales como angiografía por rayos X o ecocardiografía. A partir de tales imágenes se desarrolla el análisis cualitativo y cuantitativo de la contractilidad segmentaria para lograr diagnosticar alteraciones relacionadas con el movimiento del ventrículo izquierdo (Fayad *et al.*, 2002). Se han desarrollado e implementado un buen número de algoritmos utilizando diferentes modalidades de imágenes médicas, para obtener una representación adecuada del movimiento cardíaco real (Carranza *et al.*, 2006; Suhling *et al.*, 2005; Samuel & Richard, 1991). En tales algoritmos la estimación del movimiento está basada en las variaciones de la intensidad de nivel gris. Sin embargo, muchas de esas aplicaciones no han sido rigurosamente

validadas desde el punto de vista clínico. Entre las diferentes opciones reportadas en la literatura para la estimación del movimiento una de las más utilizadas lo constituye la estimación del flujo óptico. En tal sentido, el algoritmo de Horn & Schunck (1981) es por lo general utilizado debido a que es simple y permite el cálculo de los vectores de velocidad con errores moderadamente bajos con respecto a otros algoritmos de estimación del flujo óptico (Barron *et al.*, 1994b, McCane *et al.* 2001).

Hay varios estudios que muestran buenos resultados en la estimación del movimiento cardiaco a partir de imágenes ecocardiográficas (Suhling *et al.*, 2005), tomografía computarizada (Samuel & Richard, 1991), imágenes de resonancia magnética etiquetada (Xu *et al.*, 2010) y secuencias de cine obtenidas mediante Resonancia Magnética (Xavier *et al.*, 2012). Se han propuesto varias mejoras relacionadas con algoritmos de estimación del flujo óptico. En Xavier *et al.* (2012), ellos proponen un método basado en la estimación de fase para el flujo óptico. Para ello, primero se realiza una descomposición piramidal de imágenes utilizando filtraje Gaussiano pasa bajo. Posteriormente se aplica un filtraje espacial bidimensional complejo seguido de un proceso de derivación temporal de segundo orden. A continuación el campo de velocidades es estimado en forma robusta utilizando técnicas de mínimos cuadrados en una vecindad local. El método fue validado utilizando imágenes sintéticas para probar la robustez con respecto al ruido y las variaciones de intensidad. Sus resultados fueron comparados con respecto a la intensidad del flujo óptico estimada mediante el método de Horn & Schunck (1981) y el error angular promedio (EAP) fue ligeramente mejor que el obtenido por el método de referencia. Adicionalmente se realizó la validación utilizando 11 bases de datos de Resonancia Magnética de corazones normales. Los valores estimados de velocidades de las paredes del corazón resultaron globalmente similares con respecto a los valores obtenidos en otros estudios realizados con imágenes de ecografía o Resonancia Magnética.

En trabajos previos de los autores Ibarra & Medina (2013) y Ibarra *et al.* (2015) se ha descrito un método de estimación del flujo óptico basado en esparcidad. Dicho algoritmo si bien había sido validado utilizando algunas secuencias sintéticas y la base de datos de Middlebury (Baker *et al.*, 2011), requiere un trabajo adicional en primer término para evaluar su rendimiento en la estimación de movimientos de amplitud considerable de naturaleza no-rígida y por otra parte una validación precisa utilizando bases de datos de imágenes cardiacas. En el presente trabajo se reporta una validación del algoritmo utilizando una base de datos estándar denominada Sintel la cual resulta apropiada para la validación de algoritmos de flujo óptico considerando movimientos de gran amplitud y de naturaleza no-rígida. Una descripción de dicha base de datos se reporta en (Wulff *et al.*, 2012). Adicionalmente el método se valida mediante una secuencia de imágenes cardiacas obtenidas mediante resonancia magnética etiquetada. Dicha secuencia corresponde a una capa axial ubicada en la mitad del ventrículo izquierdo para diferentes instantes de tiempo del ciclo cardiaco (Nitzken *et al.*, 2012).

2. FLUJO OPTICO

2.1. Definición del flujo óptico

En una secuencia de imágenes donde $E(x,y,t)$ representa el brillo de un punto (x,y) para un instante t ; considerando la hipótesis de constancia del brillo y que adicionalmente las variaciones del nivel de gris son solo debidas al movimiento aparente de los objetos, entonces para un punto particular en la imagen, el brillo se mantendría constante (Horn & Schunck, 1981):

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

En consecuencia, si el patrón de brillo se mueve debido al movimiento del objeto una distancia δx a lo largo de la coordenada x y δy a lo largo de la coordenada y en un intervalo de tiempo δt , entonces el brillo permanecerá constante:

$$E(x, y, t) = E(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \quad (2)$$

Siempre y cuando el intervalo de tiempo δt sea pequeño, la variación de brillo será suave. Es posible demostrar que la ecuación del flujo óptico se puede expresar como:

$$E_x u + E_y v + E_t = 0 \tag{3}$$

Donde (u,v) son las componentes horizontales y verticales del vector velocidad para un punto en la imagen.

$$E_x = \frac{\delta E}{\delta x}, E_y = \frac{\delta E}{\delta y}, E_t = \frac{\delta E}{\delta t}, u = \frac{dx}{dt} \text{ y } v = \frac{dy}{dt} \tag{4}$$

2.2. Métodos de estimación del flujo óptico

La ecuación n (3) es la condición de flujo óptico, la cual es válida para cada pixel p_i en la imagen para el tiempo t , sin embargo, no se garantiza la unicidad de la solución. En consecuencia hay varios métodos de estimación de flujo óptico donde se imponen restricciones adicionales para reducir la incertidumbre en cuanto a la solución. Horn and Schunck propusieron una solución a la ecuación de flujo óptico (3), considerando una restricción de suavidad. La misma se basa en el hecho que un objeto con movimiento rígido o deformación produce una imagen donde los pixeles vecinos tendrían velocidades casi similares (Horn & Schunck, 1981). El Método de Lucas & Kanade (1981) incorpora una restricción adicional para resolver la ecuación (3). La misma está basada en el hecho que el flujo óptico debería ser aproximadamente constante en una región de la imagen. La solución se obtiene representando en forma matricial la ecuación del flujo óptico y resolviendo el sistema de ecuaciones para una región de la imagen utilizando técnicas de mínimos cuadrados. Black & Anadan (1996) propusieron un algoritmo robusto para la estimación del flujo óptico que toma en cuenta las desviaciones tanto para la asunción de la invariabilidad del brillo como para la suavidad del campo de movimiento. Utilizan un estimador de Verosimilitud-Máxima conocido como (Estimador-M). En donde se incorpora una restricción de coherencia de datos y la restricción de coherencia espacial.

Método esparcido de estimación de flujo óptico

El vector de flujo óptico definido por (u,v) puede traducirse a un nuevo dominio utilizando un diccionario apropiado (Shen & Wu, 2010). La representación del flujo óptico en el dominio transformado es esparcida. En consecuencia, el flujo óptico transformado puede modelarse mediante un modelo esparcido. De acuerdo a la teoría de Sensado Comprimido (Candes *et al.*, 2006; Donoho, 2006), una señal esparcida puede reconstruirse con alta probabilidad a partir de un conjunto de proyecciones aleatorias utilizando la norma L1. Este enfoque es utilizado para estimar el flujo óptico en el espacio transformado. Una descripción detallada se presenta en (Ibarra *et al.*, 2015). La solución puede obtenerse utilizando el algoritmo iterativo matching pursuits descrito en (Mallat & Zhang, 1993). Como existen diversas fuentes de ruido intensificadas mediante el cálculo de las derivadas.

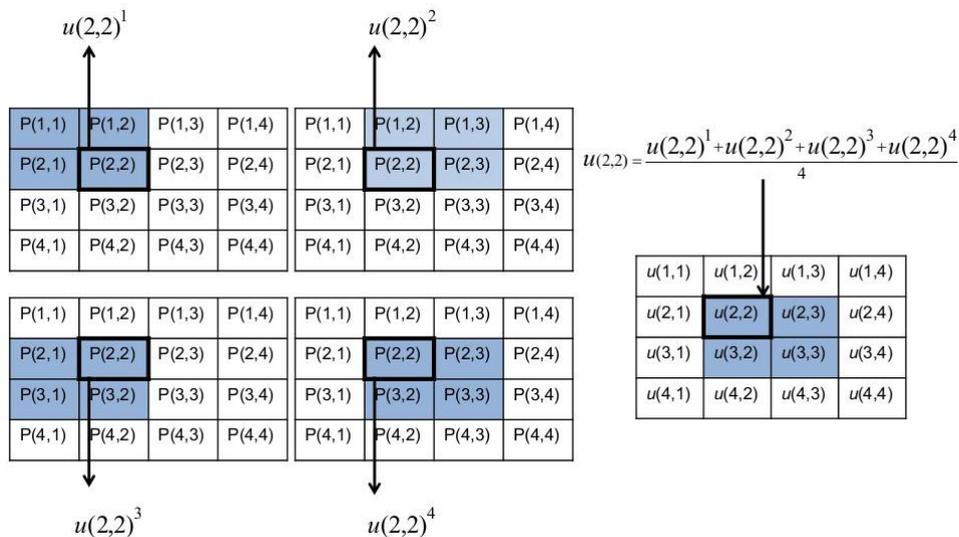


Figura 1. Estimación de flujo óptico utilizando una vecindad solapada y deslizante de tamaño 2×2 .

Dicho ruido afecta la precisión del método de flujo óptico. Para superar el efecto del ruido, se propone el siguiente enfoque: el algoritmo básico de estimación esparcida del flujo óptico puede ser aplicado en una ventana deslizante solapada con un tamaño más pequeño que el tamaño de la imagen. El valor del flujo óptico resultante podría estimarse como el promedio de las estimaciones obtenidas en cada una de las ventanas deslizantes solapadas como se ilustra en la Figura 1. Adicionalmente, el algoritmo básico de flujo óptico se incorpora dentro del esquema general de optimización robusta multi-resolución propuesto por Sun *et al.* (2010).

2.3. Metodología

Validación utilizando la base de datos de Sintel

La base de datos MPI-Sintel es una base de datos naturalística, útil para la evaluación de algoritmos de flujo óptico la cual se deriva de la película Sintel construida mediante el software libre denominado Blender. Dicha base de datos a diferencia de la bien conocida base de datos de Middlebury (Baker *et al.*, 2011) contiene secuencias de imágenes más largas y variadas incorporando degradaciones diversas tales como borrosidad por movimiento, borrosidad de enfoque y efectos atmosféricos. Para realizar la presente validación se consideraron dos secuencias de la base de datos de imágenes Sintel denominadas: Alley2 y Bamboo. Cada una de ellas está conformada por tres secuencias de 50 cuadros. Cada secuencia representa la misma escena renderizada con diferentes parámetros, incrementando gradualmente la complejidad. Ello permite evaluar eficientemente cualquier algoritmo de flujo óptico. La primera secuencia se denomina albedo representa el renderizado más simple con colores aproximadamente constantes, sin efectos de iluminación. Esta secuencia cumple con la restricción de brillo constante, excepto en las zonas con oclusión, impuesta por los algoritmos de flujo óptico. La segunda secuencia se denomina limpia, corresponde a un renderizado que incorpora algunos efectos de iluminación, propiedades de reflexión y especularidad. Por último, la secuencia denominada final corresponde al renderizado final de la película incorporando efectos atmosféricos, borrosidades de movimiento, correcciones de color y otros efectos artísticos (Butler *et al.*, 2012).

Como para cada una de las secuencias se conoce el flujo óptico de referencia, lo que se hace es estimar el flujo óptico con el algoritmo propuesto y posteriormente realizar la comparación con respecto al flujo óptico de referencia. La forma más usada en la literatura para medir el rendimiento del flujo óptico es a través del error en ángulo (EA) entre el vector de velocidad estimado (u,v) y el vector de velocidad real (u_r,v_r) (Barron *et al.*, 1994a; Baker *et al.*, 2011]. Uno de los problemas con la medida del error en ángulo es que éste puede ser pequeño aun cuando la magnitud del vector estimado no corresponda con el valor real (Baker *et al.*, 2011; Otte & Nagel, 1995], por lo tanto para tener una medida más completa, en este trabajo además se estimará el error en magnitud EM (también conocido como error del punto final).

Validación utilizando imágenes de resonancia magnética etiquetada

Las imágenes de resonancia magnética etiquetada representa una técnica bien conocida para visualizar de manera no-invasiva la deformación y movimiento del miocardio (Nitzken *et al.*, 2012). De acuerdo a la técnica de resonancia magnética, se ubica en el tejido un patrón temporal de marcadores o etiquetas mediante la manipulación del spin magnético de los átomos de ciertas zonas de tejido examinado. Dichas etiquetas aparecen representadas en las imágenes adquiridas como una rejilla que al deformarse con el tejido, permite la estimación precisa del movimiento durante el ciclo cardiaco (Liu & Prince, 2010). Para realizar la validación con este tipo de imágenes primero se debe estimar el movimiento real. Para ello las imágenes se preprocesan utilizando filtraje pasa alto, técnicas de realce de contraste y morfología matemática, de manera que resulte fácil seguir las intersecciones de la rejilla de un cuadro al siguiente. Posteriormente se hace un etiquetaje manual de los puntos de intersección de la rejilla en dos cuadros consecutivos. Tal procedimiento permite estimar el movimiento real del tejido cardiaco. Posteriormente se realiza la estimación del flujo óptico a partir de la secuencia de imágenes de resonancia magnética etiquetada sin preprocesamiento y se compara con respecto al desplazamiento calculado en forma manual para la rejilla.

3. RESULTADOS

En el presente trabajo se realizó la validación del algoritmo utilizando dos secuencias de la base de datos Sintel: la secuencia Alley2 y la secuencia Bamboo cada una de ellas considerando las tres secuencias resultantes para los tres tipos de renderizado como son Albedo, Limpia y Final. Los resultados de tal validación se muestran en Tabla 1. Se puede observar por una parte que los valores de los errores angulares y de magnitud no varían apreciablemente para los diferentes tipos de renderizado. En cuanto a los valores reportados de error, se puede afirmar que son prometedores al obtener errores menores a los reportados en la literatura, pues si bien hemos trabajado hasta ahora con sólo dos secuencias, los algoritmos más conocidos tal como el reportado en (Black & Anandan, 1996) obtienen valores de errores de magnitud de 8.28 para las secuencias Albedo, 7.99 para las secuencias Limpias y 9.18 para las secuencias Finales que representan el resultado para todas las secuencias de la base de datos (Butler *et al.*, 2012).

Tabla 1. Errores promedio en ángulo y magnitud obtenidos al aplicar el algoritmo basado en representación esparcida a dos secuencias de la base de datos *Sintel*.

	Alley2			Bamboo		
	Albedo	Limpia	Final	Albedo	Limpia	Final
Error de ángulo (°)	10.10	8.45	8.26	12.20	11.30	12.85
Error de magnitud (pixels)	1.56	1.40	1.43	2.96	2.74	2.99

En la Figura 2 se muestran los resultados de la validación del algoritmo basado en esparcidad considerando las dos primeras imágenes de una secuencia de resonancia magnética etiquetada correspondiente a una capa localizada en la zona media del ventrículo izquierdo de acuerdo a la orientación de eje corto. En la Figura 2a se muestra el campo de movimiento estimado con el algoritmo de flujo óptico el cual resulta coherente en toda la pared del ventrículo. Por su parte en la Figura 2b se muestra la comparación del movimiento obtenido con el algoritmo con respecto al

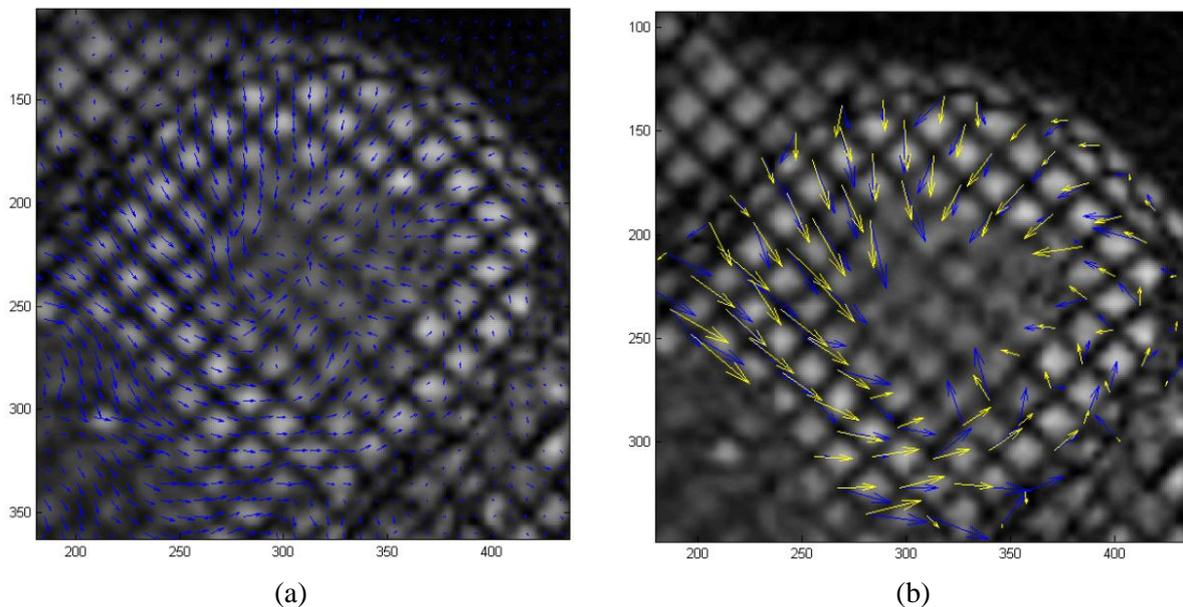


Figura 2. Comparación del movimiento estimado utilizando dos imágenes consecutivas de la secuencia de resonancia magnética etiquetada: (a) Movimiento estimado utilizando el algoritmo basado en esparcidad. (b) Comparación del flujo óptico estimado (azul) con respecto al movimiento de las líneas de etiquetado estimado manualmente al establecer la correspondencia entre puntos de la rejilla en dos imágenes consecutivas de la secuencia (amarillo).

movimiento estimado en forma manual para las intersecciones de la rejilla de etiquetado. Se puede observar que por lo general ambos vectores de movimiento presentan buena correspondencia. Cuando se realiza la comparación cuantitativa para este conjunto de puntos se obtiene que el error angular promedio es 26.7 y el error de magnitud promedio es de 0.90 mm. Tales valores de error son prometedores y abren la posibilidad para que el algoritmo de flujo óptico propuesto pueda ser utilizado para la estimación del movimiento cardiaco a partir de imágenes.

4. CONCLUSIONES

Los resultados de la validación realizada muestran que el algoritmo de flujo óptico esparcido puede realizar la estimación precisa de movimientos no-rígidos de amplitud considerable. Adicionalmente, se observa que el algoritmo no es sensible a desviaciones en cuanto la restricción de constancia de brillo u otros artefactos modelados en las secuencias extraídas de la base de datos Sintel. Tal hecho se corrobora al observar que los errores promedio angular y errores de magnitud no varían apreciablemente al procesar los tres tipos de secuencias: Albedo, Limpia y Final. El algoritmo también muestra buenos resultados en la estimación del movimiento cardiaco en imágenes de resonancia magnética etiquetada al presentar errores promedio de magnitud menores a 1 mm. En la actualidad se trabaja para realizar la validación completa incluyendo todas las secuencias de Sintel así como un conjunto más completo de bases de datos de resonancia magnética etiquetada. Se tiene previsto adicionalmente la extensión del algoritmo para operar con imágenes tridimensionales así como su optimización desde el punto de vista del costo computacional.

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos al Proyecto Prometeo de la Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación de la Republica del Ecuador.

REFERENCIAS

- Baker, S., D. Scharstein, J.P. Lewis, S. Roth, M.J. Black, R. Szeliski, 2011. A database and evaluation methodology for optical flow. *International Journal of Computer Vision*, 92(1), 1-31.
- Barron, J., D. Fleet, S. Beauchemin, 1994a. Performance of optical flow techniques. *IJCV*, 12(1), 43-77.
- Barron, J.L., D.J. Fleet, S.S. Beauchemin, 1994b. Performance of optical flow techniques. *International Journal of Computer Vision*, 12, 43-77.
- Black, M.J., P. Anandan, 1996. The robust estimation of multiple motions: Parametric and piecewise-smooth flow fields. *Computer Vision and Image Understanding*, 63(1), 75-104.
- Butler, D.J., J. Wulff, G.B. Stanley, M.J. Black, 2012. *A naturalistic open source movie for optical flow evaluation*. In: Fitzgibbon *et al.* (Eds.), European Conf. on Computer Vision (ECCV), Part IV, LNCS 7577, pp. 611-625, Springer-Verlag, Germany.
- Candes, E., J. Romberg, T. Tao, 2006. *Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information*. *IEEE Transactions on Information Theory*, pp. 489-509.
- Carranza, N., G. Cristóbal, M.J. Ledesma-Carbayo, A. Santos, 2006. *A new cardiac motion estimation method based on a spatio-temporal frequency approach and hough transform*. In: *Proceedings of Computers in Cardiology*, Vol. 33, pp. 805-808.
- Donoho, D., 2006. *Compressed sensing*. *IEEE Transactions on Information Theory*, pp. 1289-1306.

- Fayad, Z.A., V. Fuster, K. Nikolaou, C. Becker, 2002. Computed tomography and magnetic resonance imaging for noninvasive coronary angiography and plaque imaging current and potential future concepts. *Circulation*, 106(15), 2026-2034.
- Horn, B., B. Schunck, 1981. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 185-203.
- Ibarra, E., R. Medina, 2013. *Sparse based optical flow estimation in cardiac magnetic resonance images*. In: IX International Seminar on Medical Information Processing and Analysis, International Society for Optics and Photonics.
- Ibarra, E., R. Medina, V. Morocho, P. Vanegas, 2015. *Optical flow as a tool for cardiac motion estimation*. In: Proceedings of the IEEE 2015 Asia-Pacific Conference on Computer Aided System Engineering, pp. 173-178, Quito, Ecuador.
- Liu, X., J.L. Prince, 2010. Shortest path refinement for motion estimation from tagged mr images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 29(8), 1560-1572.
- Lucas, B., T. Kanade, 1981. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In: Proc. 7th Int. Joint Conf. Artificial Intelligence, pp. 674-679.
- Mallat, S., Z. Zhang, 1993. Matching pursuits with time-frequency dictionaries. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 41(12), 3397-3415.
- McCane, B., K. Novins, D. Crannitch, B. Galvin, 2001. On benchmarking optical flow. *Computer Vision and Image Understanding*, 84, 126-143.
- Nitzken, M., G. Beache, A. Elnakib, F. Khalifa, G. Gimel'farb, A. El-Baz, 2012. *Improving full-cardiac cycle strain estimation from tagged cmr by accurate modeling of 3d image appearance characteristics*. In: 9th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), pp. 462-465.
- Otte, M., H. Nagel, 1995. Estimation of optical flow based on higher-order spatiotemporal derivatives in interlaced and non-interlaced image sequences. *Artificial Intelligence*, 78, 5-43.
- Samuel, M.S., M.L. Richard, 1991. Computation of 3-d velocity fields from 3-d cine ct images of a human heart. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 10(3), 295-306.
- Shen, X., Y. Wu, 2010. *Sparsity model for robust optical flow estimation at motion discontinuities*. In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 2456-2463.
- Suhling, M., M. Arigovindan, C. Jansen, P. Hunziker, M. Unser, 2005. Myocardial motion analysis from b-mode echocardiograms. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(4), 525-536.
- Sun, D., S. Roth, M.J. Black, 2010. *Secrets of optical flow estimation and their principles*. In: Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 2432-2439.
- Wulff, J., D.J. Butler, G.B. Stanley, M.J. Black, 2012. *Lessons and insights from creating a synthetic optical flow benchmark*. In: Computer Vision-ECCV 2012. Workshops and Demonstrations, pp. 168-177. Springer-Verlag, Berlin-Heidelberg.
- Xavier, M., A. Lalande, P.M. Walker, F. Brunotte, L. Legrand, 2012. An adapted optical flow algorithm for robust quantification of cardiac wall motion from standard cine-mr examinations. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 16, 859-868.
- Xu, C., J.J. Pilla, G. Isaac, J.H. Gorman, A.S. Blom, R.C. Gorman, Z. Ling, 2010. Deformation analysis of 3d tagged cardiac images using an optical flow method. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, 12, 1-14.