

Uso del método de Split Bregman para la resolución del problema de *compressed sensing* en imagen de resonancia magnética dinámica cardíaca para pequeño animal

P. Montesinos¹, J.F. Pérez-Juste Abascal¹, J. Chamorro¹, C. Chavarrías², M. Benito², J.J. Vaquero¹, M. Desco^{1,2,3}

¹ Departamento de Bioingeniería e Ingeniería Aeroespacial, Universidad Carlos III de Madrid, Madrid, España, {pmontesinos@mce.hggm.es}

² Unidad de Medicina y Cirugía Experimental, Hospital General Universitario Gregorio Marañón, Madrid, España

³ Centro de investigación biomédica en red en salud mental (CIBERSAM), Madrid, España

Resumen

La imagen dinámica de resonancia magnética en pequeño animal es una herramienta muy importante en el estudio de enfermedades cardiovasculares. La reducción de los tiempos de adquisición de este tipo de imágenes es especialmente relevante para la obtención de imágenes de calidad con una buena resolución espacial y temporal. Actualmente existen diversas técnicas de aceleración que permiten reducir estos tiempos de adquisición, entre ellas la técnica de 'compressed sensing', en auge en los últimos años. Ésta técnica permite la reconstrucción de una imagen a partir de datos submuestreados mediante el uso de métodos de reconstrucción no lineales que minimizan la variación total de la imagen. Recientemente el método de Split Bregman ha demostrado ser computacionalmente eficiente para resolver este problema en imágenes de resonancia magnética. En este trabajo se amplía la metodología de Split Bregman para minimizar la variación total espacial y temporal en imágenes dinámicas, y se aplica a imágenes cardíacas de pequeño animal. Los resultados preliminares muestran que con la metodología propuesta es posible reducir el tiempo de adquisición hasta 5 veces manteniendo la calidad de imagen.

1. Introducción

En las aplicaciones cardiovasculares el tiempo de adquisición es crucial para obtener imágenes con buena resolución espacial y temporal. Por esta razón existe un gran interés en las técnicas de aceleración dentro de este campo, que ha promovido la aparición de un gran número de métodos de aceleración en los últimos años [1-7], entre los que se incluye la técnica de compressed sensing utilizada en este trabajo.

La técnica de compressed sensing se basa en la posibilidad de reconstruir de manera exacta una imagen a partir de un conjunto de datos submuestreados de manera aleatoria, mediante la aplicación de un método de reconstrucción no lineal y con el único requisito de que la imagen a reconstruir sea dispersa (sparse) en el espacio de la imagen o en algún espacio transformado [8]. Una imagen se considera sparse cuando contiene información redundante y por tanto puede ser compresible. La calidad de reconstrucción de la imagen

depende fundamentalmente del submuestreo y de la elección del espacio transformado [9].

Mientras que sólo algunas imágenes son directamente compresibles en el espacio de la imagen, como es el caso de la angiografía [9], la mayoría de las imágenes son compresibles en el espacio del gradiente. Para comprimir en este espacio se minimiza la norma-1 del gradiente de la imagen, lo que se denomina la Variación Total (VT). En el caso de las aplicaciones dinámicas, éstas son compresibles no sólo en el espacio sino también el tiempo, esto se consigue minimizando la variación total en espacio y tiempo.

Dentro de la gran variedad de algoritmos de reconstrucción existentes, el método de Split Bregman [12, 13] y métodos similares [14] han demostrado ser más eficientes desde el punto de vista computacional para problemas de alta dimensionalidad que métodos clásicos de optimización.

En este trabajo se amplía la formulación de Split Bregman para la minimización de la variación total a espacio y tiempo, y se estudia su aplicabilidad en estudios cardíacos dinámicos de resonancia magnética de pequeño animal. Para ello, se llevaron a cabo varias simulaciones a partir de un conjunto de datos de cine cardíaco de rata adquiridos con la técnica de gating retrospectivo [16]. Este tipo de imagen resulta muy útil para estimar la función cardíaca, evaluar la motilidad del corazón y cuantificar la fracción de eyección en pequeño animal.

2. Metodología

2.1. Reconstrucción

La reconstrucción de la imagen en el problema de compressed sensing se resuelve mediante optimización con restricciones [8], que para el caso dinámico se describe de la siguiente manera

$$\min_u \|\nabla u\|_1 + \|D_t u\|_1 \quad \text{tal que } Fu = f,$$

donde $\nabla = (D_x, D_y)$ es el gradiente y D_x , D_y y D_t son las derivadas espaciales y temporales respectivamente, $\|\cdot\|_1$ es la norma L1, $\|\nabla u\|_1$ es la variación total espacial y $\|D_t u\|_1$ es la variación total temporal.

El problema descrito puede resolverse de manera sencilla y eficiente aplicando la formulación de Split Bregman. Dicha formulación define el siguiente problema equivalente:

$$\begin{aligned} \min_{d_x, d_y, d_t, w, u} & \|(d_x, d_y)\|_1 + \|d_t\|_1 + \frac{\mu}{2} \|Fu - f^k\|_2^2 \\ & + \frac{\lambda}{2} \|d_x - D_x u - b_x^k\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|d_y - D_y u - b_y^k\|_2^2 \\ & + \frac{\lambda}{2} \|d_t - D_t u - b_t^k\|_2^2, \end{aligned}$$

Donde cada b_i representa la iteración de Bregman encargada de imponer la restricción y las nuevas variables, d_i permiten la separación de los funcionales L2 y L1. Para más detalle pueden consultarse los trabajos de Goldstein y Wang [13, 17].

2.2. Datos

Los datos utilizados en este trabajo fueron adquiridos en el Laboratorio de Imagen Médica del Hospital Gregorio Marañón, donde se dispone de un equipo de resonancia magnética Bruker 7/210 USR (Ultra Shielded) con campo magnético principal de 7 Teslas.

Los datos originales, muestreados completamente de acuerdo con el criterio de Nyquist, fueron adquiridos con una secuencia IntraGate FLASH [16] con los siguientes parámetros: TE = 2.43 ms, TR = 8 ms, número total de repeticiones = 200, número de frames que componen el cine = 8, tamaño de matriz = 192x192, FOV = 4.8x4.8 cm y grosor de rodaja = 1.2 mm en un tiempo de adquisición total de 5 min 7s. Se utilizó una antena lineal de volumen para transmisión y una antena phased array específica para aplicaciones cardiacas en recepción.

Las reconstrucciones de los diferentes elementos de cada elemento del phased array se realizaron de manera independiente y posteriormente se combinaron utilizando una suma de cuadrados.

2.3. Patrones de submuestreo

Es bien sabido que el tiempo de adquisición de una imagen depende directamente del número de codificaciones de fase adquiridas; por este motivo los datos submuestreados se obtuvieron eliminando de manera cuasi-aleatoria codificaciones de fase de los datos originales. Para ello, se utilizó en un patrón de submuestreo de densidad variable [9], formado a partir de una función de probabilidad que mantiene de manera fija un determinado porcentaje de las líneas centrales del espacio-k y otorga mayor probabilidad de muestreo a los datos en función de su distancia al centro del espacio-k (Fig. 1). Con este tipo de patrón se consigue preservar con mayor probabilidad las zonas centrales del espacio-

k, donde se encuentra la mayor parte de la información de la imagen.

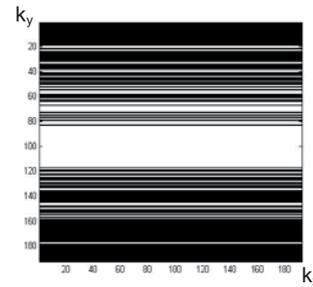


Figura 1. Ejemplo de patrón de submuestreo de densidad variable. Las líneas en negro representan las codificaciones de fase eliminadas de la matriz de datos

Con el fin de establecer el factor de aceleración que es posible obtener para esta aplicación, se generaron y aplicaron diferentes patrones de submuestreo, variando en cada caso el porcentaje de datos originales conservados.

En los resultados preliminares que se muestran a continuación se aplicó el mismo patrón de submuestreo a todos los frames que forman parte del cine cardiaco.

2.4. Evaluación de las reconstrucciones

Además de la inspección visual de las imágenes reconstruidas, se estableció como criterio cuantitativo el Mean Squared Error (MSE) calculado sobre una región de interés delimitada alrededor del corazón.

3. Resultados

En la Figura 2 se pueden ver los errores obtenidos para los diferentes frames que componen la secuencia de cine cardiaco en función de los diferentes porcentajes de datos conservados.

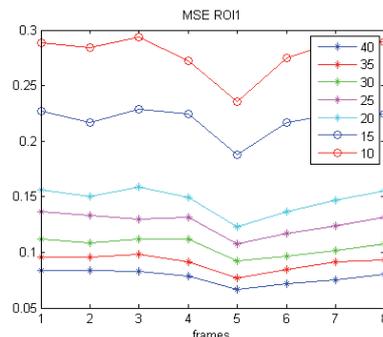


Figura 2. Errores en función del porcentaje de datos conservados

En la Figura 3 se muestran algunas de las reconstrucciones obtenidas: A) imagen obtenida a partir de los datos completamente muestreados y reconstruidos mediante una transformada de Fourier; B) imagen reconstruida a partir del 20% de los datos originales, aplicando la metodología Split Bregman; C) imagen reconstruida a partir del 35% de los datos originales, aplicando la metodología Split Bregman y D) imagen

reconstruida, a partir del 35% de los datos originales, reconstruida mediante un relleno de ceros y su correspondiente transformada de Fourier.

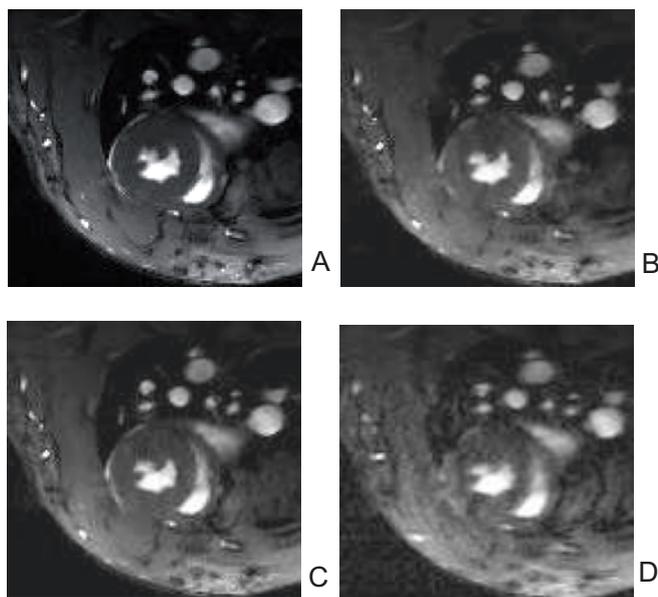


Figura 3. A) imagen completa. B) Usando el 20% de datos, reconstrucción Split Bregman. C) Usando el 35% de datos, reconstrucción Split Bregman. D) Usando el 35% de datos, relleno con ceros

4. Discusión y conclusiones

En este trabajo se ha presentado la metodología de Split Bregman para minimizar la variación total espacial y temporal de imágenes dinámicas. Esta metodología permite reconstruir las imágenes a partir de un 20% de los datos originales con un bajo error (Fig. 2).

En los resultados mostrados en la Figura 3 se pueden apreciar ciertos artefactos en la imagen reconstruida para porcentajes de datos conservados en torno al 20% (B), a pesar de estos artefactos la calidad de la imagen es aceptable. Estos artefactos desaparecen completamente en el caso del 35% (C), siendo la calidad de la imagen semejante a la imagen original. Se ha comprobado que para el mismo porcentaje de datos una reconstrucción basada en relleno de ceros y su transformada de Fourier es marcadamente peor que la misma imagen reconstruida utilizando la metodología propuesta (C y D).

Si se tienen en cuenta tanto los valores de errores obtenidos, como las conclusiones extraídas del análisis visual, las aceleraciones que se pueden obtener para esta aplicación serán superiores a un factor 2.8 (35% de los datos originales). Este factor puede alcanzar hasta un valor 5 (20% de los datos originales) dependiendo de la aplicación concreta con la que se esté trabajando y por tanto de la tolerancia a artefactos deseada en la imagen final. Esta aceleración es superior a la que se podría conseguir con otras técnicas de aceleración convencionales, como es el caso de la imagen en paralelo, con la que no se esperan aceleraciones superiores a un factor 2.

Finalmente hay que señalar que en estos resultados preliminares se aplicó el mismo patrón de submuestreo a todos los *frames* del cine cardiaco. Cabe esperar que aplicando patrones de submuestreo más complejos se obtengan factores de aceleración aún mayores; actualmente se está estudiando la aplicación de submuestreos aleatorios en espacio y tiempo.

Como conclusión, se puede afirmar que la formulación de Split Bregman para la minimización de la variación total del tiempo y el espacio es un método prometedor para reducir el tiempo de adquisición en imágenes dinámicas de resonancia magnética cardiaca de pequeño animal.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación (Red RECAVA) y la Comunidad de Madrid y los Fondos FEDER (proyecto ARTEMIS-S2009DPI-1802).

Referencias

- [1] B. Madore et al., "Unaliasing by Fourier-encoding the overlaps using the temporal dimension (UNFOLD), applied to cardiac imaging and fMRI," *Magn Reson Med*, vol. 42, pp. 813–828, 1999.
- [2] J. Tsao et al., "k-t BLAST and k-t SENSE: dynamic MRI with high frame rate exploiting spatiotemporal correlations," *Magn Reson Med*, vol. 50, pp. 1031–1042, 2003.
- [3] M. Lustig et al., "k-t SPARSE: High Frame Rate Dynamic MRI Exploiting Spatio-Temporal Sparsity" *Proc. Int. Soc. Mag. Reson. Med.*, Seattle, WA, 2006, p. 2420
- [4] N. Aggarwal et al, "Patient-adapted reconstruction and acquisition dynamic imaging method (PARADIGM) for MRI," *Inverse Probl*, vol. 24, 2008.
- [5] H. Jung et al., "k-t FOCUSS: a general compressed sensing framework for high resolution dynamic MRI," *Magn Reson Med*, vol. 61, pp. 103–116, 2009.
- [6] H. Pedersen et al., "k-t PCA: temporally constrained k-t BLAST reconstruction using principal component analysis". *Magn Reson Med*. 2009 Sep;62(3):706-16.
- [7] D. Liang et al., "K-T ISD: Compressed sensing with iterative support detection for dynamic MRI", to appear *Proc. of IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, 2011, accepted, 10/2010.
- [8] E. J. Candès et al., "Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information". *IEEE Trans. Inform. Theory*, 52(2) 489-509. 2006.
- [9] M. Lustig et al., "Sparse MRI: The Application of Compressed Sensing for Rapid MR Imaging", *Magnetic Resonance in Medicine*, 2007; 58(6):1182-1195
- [10] A.M. Bruckstein et al., "From Sparse Solutions of Systems of Equations to Sparse Modeling of Signals and Images", *SIAM Review*, Vol. 51, No. 1, Pages 34-81, February 2009.
- [11] E Garduño et al., "Reconstruction from a few projections by l_1 -minimization of the Haar transform", *Inverse Problems* 27, 055006, 2011

- [12] S. Osher et al., "An Iterative Regularization Method for Total Variation-Based Image Restoration". *Multiscale Model. Simul.* 4, pp. 460-489, 2005.
- [13] T. Goldstein et al., "The Split Bregman Method for L1 Regularized Problems." *SIAM Journal on Imaging Sciences*. Volume 2, Issue 2, pp. 323-343 (2009).
- [14] L. He et al. "MR image reconstruction from undersampled data by using the iterative refinement procedure". *PAMM*, 7: 1011207–1011208.
- [15] S. Lingala et al., "Accelerated Dynamic MRI Exploiting Sparsity and Low-Rank Structure: k-t SLR", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 30, Issue 5, 1042 - 1054, 2011.
- [16] S.M Bovens et al., "Evaluation of infarcted murine heart function: comparison of prospectively triggered with self-gated MRI" *NMR Biomed.* 2011 Apr;24(3):307-15.
- [17] Y. Wang et al., "A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction", *SIAM J. Imaging Sci*, 248-272, 2008