

基于参考图像梯度方向先验的压缩感知 磁共振快速成像

朱庆永 彭 玺 王珊珊 梁 栋

(中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055)

摘 要 压缩感知理论为快速磁共振成像提供了一种系统的理论框架,即通过少量非相干的采样数据便可实现精确的图像重建。然而,在高度欠采样的情况下,混叠伪影依然很严重。目前,已有大量的研究工作探讨了利用来自参考图像的先验信息来提高重建质量的方法。文章提出基于参考图像梯度方向先验的压缩感知磁共振成像方法。该方法通过约束目标图像中结构边缘的切向量与参考图像中对应位置的法向量相垂直,以使目标图像中结构边缘的方向和参考图像保持一致。最后,运用多对比度扫描的实验数据,通过与传统的压缩感知磁共振成像方法相比较,验证了该方法能够实现快速且高质量的磁共振成像。

关键词 压缩感知; 参考图像; 梯度方向先验; 约束重建

中图分类号 R 445.2 **文献标志码** A

Compressed Sensing Based Magnetic Resonance Image Reconstruction with Reference Gradient Orientation Priors

ZHU Qingyong PENG Xi WANG Shanshan LIANG Dong

(Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

Abstract The theory of compressed sensing (CS) provides a systematic framework for magnetic resonance (MR) image reconstruction from incoherently under-sampled k -space data. However, severe aliasing artifacts may still occur in cases of high acceleration and noisy measurements. Thereupon, an extensive body of work investigates exploiting additional prior information extracted from a reference image which can be acquired with relative ease in many MR applications. In this work, a CS-based MR image reconstruction method using reference gradient orientation priors was proposed. Specifically, the tangent vector in the target image was regularized to be perpendicular to the corresponding normal vector in the reference image over all spatial

收稿日期: 2015-10-28 修回日期: 2016-03-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(11301508、81120108012、61471350、61401449); 广东省自然科学基金项目(2015A020214019、2015A030310314、2015A030313740); 深圳市基础研究项目(JCYJ20150630114942318、JCYJ20140610152828678、JCYJ20140610151856736); 中国科学院优秀青年科学基金项目(201403、201313)

作者简介: 朱庆永, 硕士研究生, 研究方向为压缩感知; 彭玺(通讯作者), 博士, 副研究员, 研究方向为基于模型的磁共振图像重建, E-mail: xi.peng@siat.ac.cn; 王珊珊, 博士, 助理研究员, 研究方向为自适应机器学习及稀疏表达; 梁栋(通讯作者), 博士, 研究员, 研究方向为快速磁共振成像, E-mail: dong.liang@siat.ac.cn.

locations to make the gradient orientations in the reference and the target image consistent. The proposed method is validated using multi-scan experiment data and is shown to provide high speed and high quality imaging.

Keywords compressed sensing; reference image; gradient orientation priors; constrained reconstruction

1 引言

通过适当的离散化, 磁共振成像 (Magnetic Resonance Imaging, MRI) 数据采集模式的数学形式可以表示为:

$$d = F_u \rho + n$$

其中, $\rho \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 为目标图像; $d \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示 k 空间数据; $F_u \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 为傅里叶编码矩阵。 N 和 M 分别表示磁共振图像像素点和 k 空间采样数据的个数。 $n \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示采样噪声, 通常假设其满足复数高斯分布。传统的磁共振成像方法 (如快速傅里叶变换重建) 要达到较高图像质量, 需要满足 $M=N$ 。这使得磁共振成像固有的数据采集时间往往较长, 继而限制了其在各种临床应用中的运用, 如多对比度成像、参数成像、介入成像等。因此, 我们的目标是在 $M \ll N$ 的情况下, 从采样数据 d 中恢复图像 ρ 。这将极大地减少扫描时间并提高病人的舒适性。

为了实现这个目标, 压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 理论^[1,2]提出一种鲁棒且系统的理论框架, 即一个稀疏信号可以通过极少量 (远小于传统 Nyquist 采样定理所要求的数据量) 非相干采样的数据予以精确重建。然而, 在高度欠采样和有噪声的情况下, 标准的压缩感知磁共振成像 (Compressed Sensing Magnetic Resonance Imaging, CSMRI) 方法会产生严重的图像伪影。因此, 已有大量的研究工作利用额外的先验信息以提高 CSMRI 的图像重建质量。其中, 某些有用的先验信息通常隐含在采样数据中, 可以在图像重建的过程中予以提取并使用, 比如稀疏变换基函数间的相关性^[3]、结构稀疏性^[4,5]、支集^[6]和

边缘信息^[7]等。此外, 在许多 MRI 的实际应用中, 我们可以通过预扫描很容易地获得一个具有高空间分辨率的参考图像。假设参考图像和待求的目标图像具有相似的解剖结构特征, 我们就可以从参考图像中获取目标图像的形态学信息。例如, Wang 等^[8]提出可以从参考图像中学习一个紧框架, 以作为更有效的稀疏表达。前期工作^[9]则设计了一个由参考图像指导的解析稀疏变换。该变换本质上是空间变化的自适应高通滤波器, 可以在重建过程中强化局部的解剖结构特征。Haldar 等^[10]提出利用参考图像指导的权重在重建过程中约束图像的解剖结构。数据/信息共享类方法^[11-14]则直接将参考图像和谐波基函数集成起来。此外, 学者们还提出了约束目标图像和参考图像之差的稀疏性的重建方法^[15,16]。

本文中, 我们提出一个全新的利用参考图像梯度方向先验信息^[17]的 CSMRI 重建方法。有别于上述提及的方法, 本方法只利用参考图像的方向信息。具体而言, 本方法通过约束目标图像中结构边缘的切向量与参考图像中相应位置的法向量相垂直, 以使目标图像中结构边缘的方向和参考图像保持一致。这是因为在某些情况下, 目标图像和参考图像的信号强度分布可能会有所不同, 但其结构边缘的方向还是近似相同的。本文运用多对比度扫描的实验数据, 针对一维和二维不同倍率的欠采样模式进行多组实验, 证明了提出方法的有效性。

2 提出的方法

一般而言, 标准的压缩感知重建的无约束形

式可以写作:

$$\hat{\rho} = \arg \min_{\rho} \|F_u \rho - d\|_2^2 + \lambda \|\Psi \rho\|_1$$

其中, Ψ 表示某稀疏变换矩阵(如小波变换或有限差分); $\|\cdot\|_1$ 表示 L_1 范数, 即矢量所有元素的绝对值之和, 用于约束解的稀疏性; 正则化参数 λ 用以控制数据拟合项和图像稀疏性之间的权衡关系。我们知道, 在图像稀疏性不足和高度欠采样的情况下, 标准的 CSMRI 重建方法会导致严重的图像伪影。

在这种情况下, 合适的参考图像能够提供重要的形态学信息, 进而显著地提高重建质量。一般而言, 我们可以构造参考图像加权的基函数^[11]或者参考图像指导的权重^[10]。这两者都直接利用了参考图像的信号强度信息。然而, 当参考图像来自一个不同的扫描序列或对比度机制时, 其信号强度分布可能不同于目标图像。此时, 之前涉及参考图像信号强度的方法可能已不再是最优的。因此, 我们提出利用参考图像梯度方向(Gradient Orientation Priors, GOP)的先验信息。GOP 与图像的解剖结构特征密切相关, 但它并不依赖于图像的对比度。首先, 我们定义梯度方向为:

$$\nabla \rho = [\rho_x, \rho_y]$$

其中, ρ_x 和 ρ_y 分别表示 x 和 y 坐标方向的有限

差分; $\nabla \rho$ 实质上表示某特定空间位置结构边缘的切向量(图 1 中的实线箭头)。相应的法向量(图 1 中的虚线箭头)可以写作:

$$\varepsilon_{\rho} = [-\rho_y, \rho_x] \text{ 且 } \langle \nabla \rho, \varepsilon_{\rho} \rangle = 0$$

其中, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示向量内积。如果假设参考图像 v 的解剖结构与目标图像的解剖结构基本吻合, 则有:

$$\langle \nabla \rho, \varepsilon_v / |\nabla v| \rangle \approx 0$$

值得注意的是, 为了避免参考图像对比度的影响, 将参考图像的解剖结构所对应的法向量归一化, 而只保留其解剖结构的方向信息。上述约等式使得我们可以运用数学的表达形式来描述参考图像和目标图像解剖特性的吻合程度。为了将先验信息融入图像的重建过程中, 只需在所有空间位置范围内约束上述向量内积, 使其值最小。因此, 本文提出的基于参考图像梯度方向先验信息的 CSMRI 重建问题可以写作:

$$\hat{\rho} = \arg \min_{\rho} \|F_u \rho - d\|_2^2 + \lambda_1 \|\Psi \rho\|_1 + \lambda_2 \sum_{FOV} \left\| \langle \nabla \rho, \varepsilon_v / |\nabla v| \rangle \right\|_2^2$$

其中, 正则化参数 λ_1 和 λ_2 分别用来控制图像的稀疏性约束和参考图像梯度方向约束的程度。为了求解该最优化问题, 我们采用标准的非线性共轭梯度算法。新引入的二次项可以看作目标图像

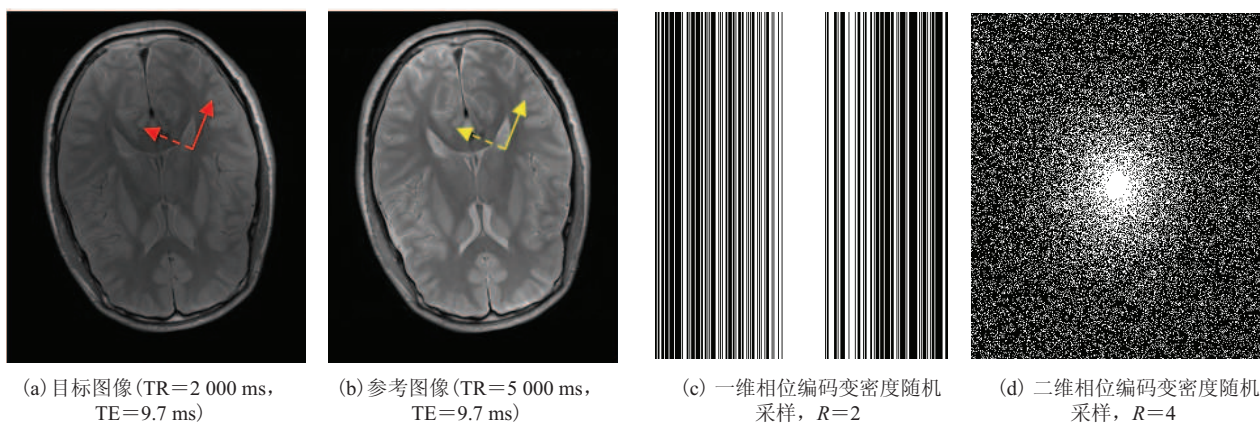


图 1 多对比度扫描的实验数据

Fig. 1 Multi-contrast experimental dataset

的函数,进而可以直接计算对目标图像的导数。总的来说,求解上述最优化问题的计算复杂度不会比标准的 CSMRI 方法有显著提高。值得注意的是,当前的方法只涉及两个梯度方向(x 和 y 方向),其实扩展到多梯度方向也是直接可行的。

3 实验与结果

3.1 多对比度扫描实验

我们通过多对比度扫描的实验数据来证明提出方法的可行性。这里,参考图像和目标图像分别来自不同的采集序列。多对比度扫描广泛应用于各种临床方案,即对身体的同一部位使用不同的扫描序列和对比度机制,以满足全面彻底地诊断和参照需要。为了缩短当前图像的数据采集时间,之前所获得的高分辨图像可以用来作为参考图像。

本工作中,我们用一个预先获得的质子密度加权脑图像($TR=5\ 000\ ms$, $TE=9.7\ ms$)作为参考图像,来加速重建随后扫描的 T_1 加权图像($TR=2\ 000\ ms$, $TE=9.7\ ms$)。这里采用快速自旋回波序列:图像矩阵大小 384×324 ,成像视野(FOV) $230\times 187\ mm^2$,层厚 $5\ mm$,带宽 $123.26\ Hz/pixel$ 。为充分研究本方法的性能,我们运用不同加速倍率的一维($R=2, 3, 4$)和二维($R=4, 6, 8$)相位编码的变密度随机采样模式生成各种欠采样的 k 空间数据。为模拟含噪的情况(信噪比 $25\ dB$),给目标图像添加加性复数高斯噪声。

3.2 重建方法比较

为了评估所提出方法的性能,我们比较了两种 CSMRI 方法:基于全变分的压缩感知重建方法(CS-TV)和基于加权 L_1 范数的压缩感知重建方法(CS-w L_1)。其中加权 L_1 范数的 CS 重建模型可以写作:

$$\arg \min_{\rho} \|\mathbf{F}_u \rho - d\|_2^2 + \lambda (\|\mathbf{W}_x D_x \rho\|_1 + \|\mathbf{W}_y D_y \rho\|_1)$$

$$\mathbf{W}_x = \begin{cases} \frac{1}{|D_x v|}, & |D_x v| \geq \tau \\ w_{\max}, & |D_x v| < \tau \end{cases}, \quad \mathbf{W}_y = \begin{cases} \frac{1}{|D_y v|}, & |D_y v| \geq \tau \\ w_{\max}, & |D_y v| < \tau \end{cases}$$

其中, D_x 和 D_y 分别表示沿 x 和 y 坐标方向的前向有限差分算子; 对角加权矩阵 \mathbf{W}_x 和由 \mathbf{W}_y 参考图像及预先选定的阈值 τ 计算得到。加权矩阵的主要作用在于使得目标图像和参考图像的稀疏系数具有相近的能量分布。对于所有的对比方法,我们对正则化参数进行了精心的调整,以保证各个方法的最佳性能。我们使用 L_2 范数相对误差作为定量地评估图像重建质量的指标,定义为: $\|\hat{\rho} - \rho\|_2 / \|\rho\|_2$ 。其中, ρ 表示全采样图像; $\hat{\rho}$ 是欠采样重建图像。所有重建的实验结果是由 Matlab 2012 仿真软件获得(联想 E430 笔记本电脑, Windows 8 64 位操作系统, Intel Core i5-3210 处理器, 2.50 GHz 主频, 4 GB 内存)。

3.3 实验结果

三种方法一维和二维相位编码欠采样的重建结果分别如图 2 和图 3 所示。一块放大区域叠加显示在原始图像的中央以便于更好地观察对比情况。对于一维欠采样的情况, CS-TV 重建方法在 $R=3$ 和 $R=4$ 时存在严重的图像伪影。引入参考图像指导的加权系数(CS-w L_1 方法)后,重建伪影虽然得到缓解,但仍然比较明显。而即便是在 $R=4$ 的高度欠采样的情况下,本文所提出的方法给出了令人振奋的重建结果:重建图像中的混叠伪影得到明显地抑制,并且更多的图像细节予以保留。二维欠采样的重建实验也给出了类似的结果。在 $R=6$ 和 $R=8$ 时, CS-TV 方法重建的图像的解剖结构非常模糊且存在大量的块状伪影。虽 CS-w L_1 方法对图像的重建结果有所改善,但仍不足。由上可见,本文提出的方法在图像细节以及伪影压制方面具有最优重建质量。

三种重建方法在不同采样倍率和信噪比时的重建误差曲线如图 4 所示。可以看出,在所有的

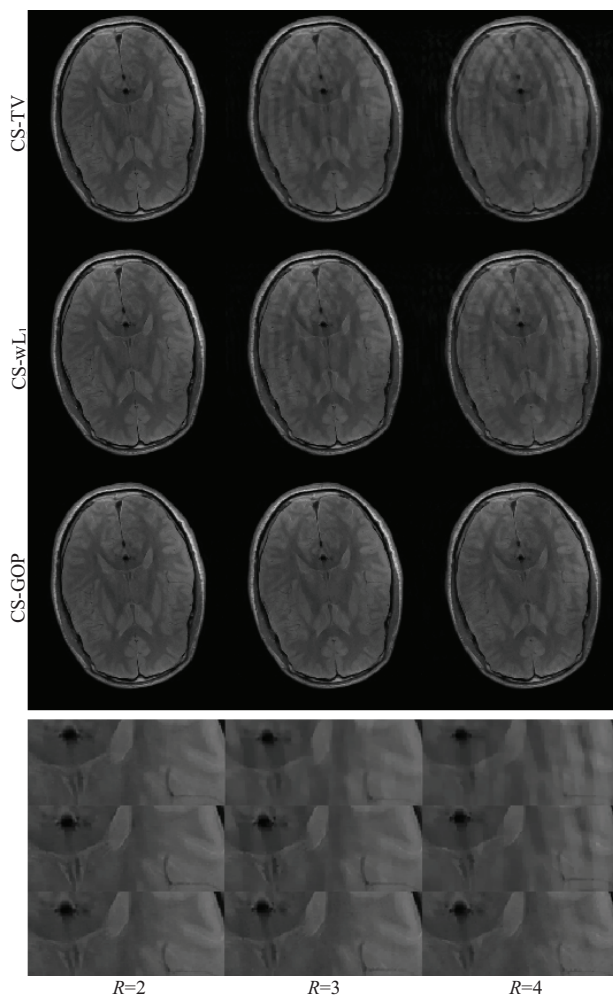


图 2 上: 一维相位编码欠采样重建实验对比($R=2, 3, 4$); 下: 相应的重建图像中放大的区域

Fig. 2 Top: reconstruction results with variable density random undersampling along one phase encoding dimension ($R=2, 3, 4$); Bottom: Corresponding zoomed-in regions of various reconstructions

欠采样率和信噪比的情况下, 本文提出的方法几乎都要优于其他的方法。而对于一维欠采样($R=2$)无噪声的情况, 提出的方法的优势并不明显。这可能是因为 $R=2$ 且无噪的这样相对理想的情况下, 标准的 CS-TV 方法已经可以提供一个相对较好的重建图像, 其解剖结构的边缘方向并没有被严重地破坏。因此, 额外引入基于参考图像梯度方向的先验知识, 就不会显著地改善重建

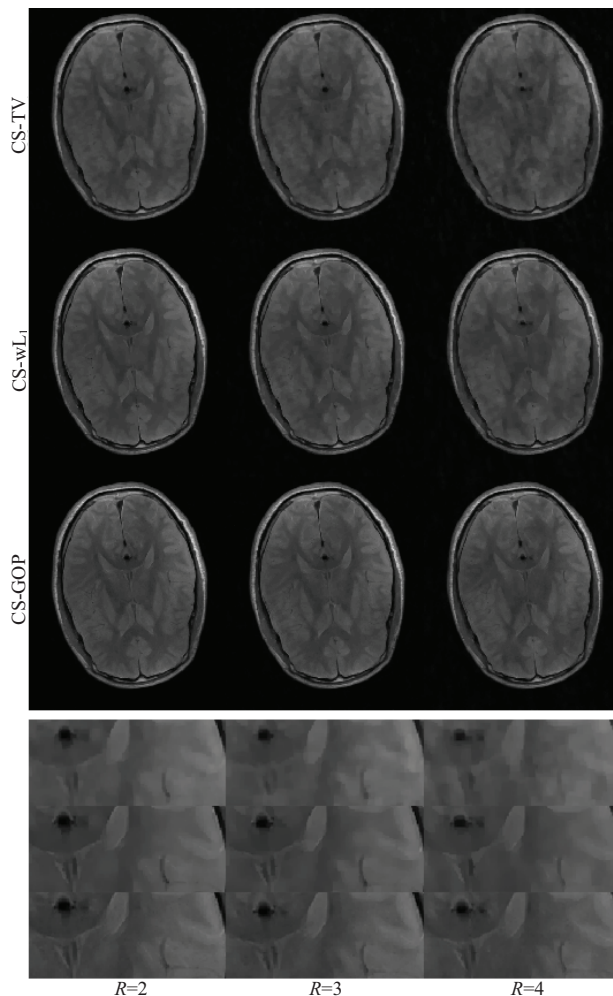


图 3 上: 二维相位编码欠采样重建实验对比($R=4, 6, 8$); 下: 相应的重建图像中放大的区域

Fig. 3 Top: reconstruction results with variable density random undersampling along two phase encoding dimensions ($R=4, 6, 8$); Bottom: Corresponding zoomed-in regions of various reconstructions

质量。表 1 中给出三种方法的执行时间。其中,

表 1 不同方法的重建运行时间(秒)

Table 1 Computer running time (sec) of different methods

方法	一维欠采样重建误差(s)			二维欠采样重建误差(s)		
	$R=2$	$R=3$	$R=4$	$R=4$	$R=6$	$R=8$
CS-TV	8.2	9.3	8.9	8.9	8.7	8.7
CS-wL1	11.1	11.3	11.5	12.3	12.1	12.8
CS-GOP	11.9	12.0	11.8	12.1	11.8	12.0

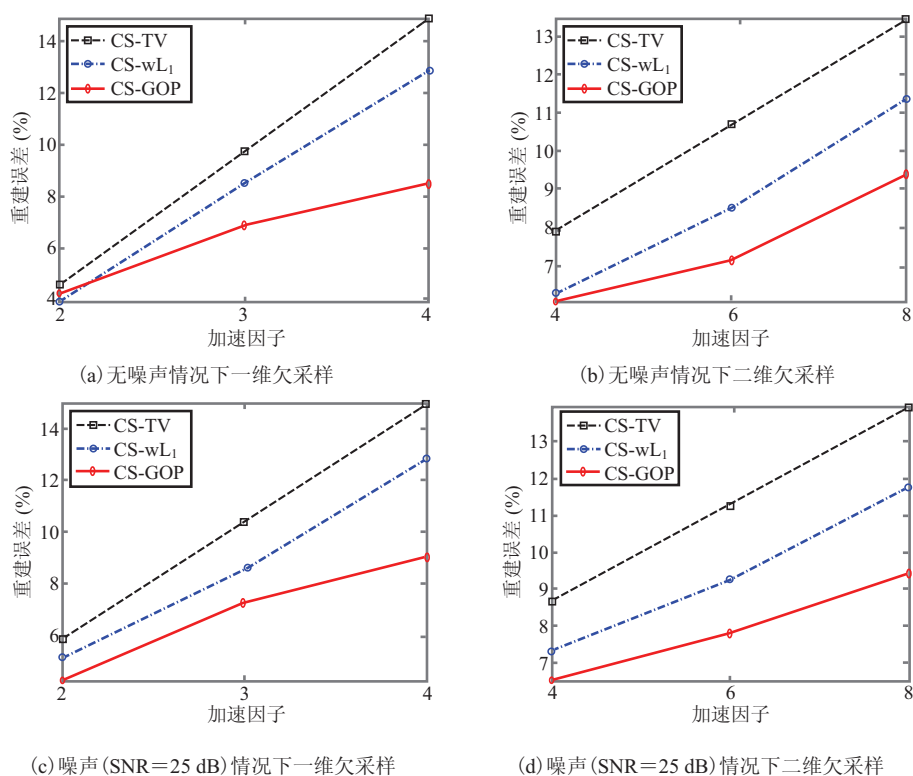


图 4 三种重建方法在不同采样倍率和信噪比时的重建误差曲线

Fig. 4 Reconstruction errors of different methods with respect to various acceleration factors and SNRs

CS-GOP 方法的计算效率与 CS-wL₁ 方法相近(40 个非线性共轭梯度迭代共约 12 秒), 只比标准的 CS-TV 方法略微耗时 3 秒。

4 结论

本文提出一个全新的基于参考图像梯度方向先验信息的 CSMRI 重建方法。相比传统涉及信号强度分布的先验知识, 本方法仅仅利用了参考图像的结构方向信息, 这在参考图像和目标图像的信号强度变化不同的时候, 显得更为鲁棒。通过多对比度扫描的对比实验, 本方法较传统的 CSMRI 方法表现出卓越的重建性能, 且在高度欠采样的情况下, 具有特别突出的伪影抑制能力。未来的工作将会研究参考图像的质量(如分辨率、对比度)以及由运动引起的参考图像与目

标图像间的偏移对重建结果的影响, 因为参考图像对于本方法而言至关重要。

参考文献

- [1] Donoho DL. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] Lustig M, Donoho D, Pauly JM. Sparse MRI: the application of compressed sensing for rapid MR imaging [J]. Magnetic Resonance Medicine, 2001, 58(6): 1182-1195.
- [3] Peleg T, Eldar YC, Elad M. Exploiting statistical dependencies in sparse representations for signal recovery [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(5): 2286-2303.
- [4] Usman M, Prieto C, Schaeffter T, et al. k-t group sparse: a method for accelerating dynamic MRI [J]. Magnetic Resonance, 2011, 66(4): 1163-1176.

- [5] Wu Y, Zhu Y, Tang Q, et al. Accelerated MR diffusion tensor imaging using distributed compressed sensing [J]. *Magnetic Resonance*, 2014, 71(2): 763-772.
- [6] Liang D, DiBella EVR, Chen R, et al. k-t ISD: dynamic cardiac MR imaging using compressed sensing with iterative support detection [J]. *Magnetic Resonance Medicine*, 2012, 68(1): 41-53.
- [7] Guo W, Yin W. EdgeCS: edge guided compressive sensing reconstruction [C] // *SPIE Proceedings of Visual Communications and Image Processing*, 2010, 7744, doi: 10.1117/12.863354.
- [8] Wang Q, Liu J, Janardhanan N, et al. Tight frame learning for cardiovascular MRI [C] // *Proceedings of IEEE 10th International Symposium on Biomedical Imaging*, 2013: 290-293.
- [9] Babacan SD, Peng X, Wang XP, et al. Reference-guided sparsifying transform design for compressive sensing MRI [C] // *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2011: 5718-5721.
- [10] Haldar JP, Hernando D, Song SK, et al. Anatomically constrained reconstruction from noisy data [J]. *Magnetic Resonance*, 2008, 59(4): 810-818.
- [11] Liang ZP, Lauterbur P. An efficient method for dynamic magnetic resonance imaging [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1994, 13(4): 677-686.
- [12] Liang ZP, Madore B, Glover GH, et al. Fast algorithms for GS-model-based image reconstruction in data-sharing Fourier imaging [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22(8): 1026-1030.
- [13] Liang ZP. Generalized series imaging with multiple reference [C] // *Proceedings of 23rd IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2001, 3: 2244-2247.
- [14] Ji X, Liang ZP. Generalized series dynamic imaging with deformable reference [C] // *Proceedings of International Symposium on Biomedical Imaging*, 2002: 789-792.
- [15] Ji J, Lang T. Dynamic MRI with compressed sensing imaging using temporal correlations [C] // *Proceedings of International Symposium on Biomedical Imaging*, 2008: 789-792.
- [16] Rashed EA, Kudo H. Row-action image reconstruction algorithm using lp-norm distance to a reference image [C] // *Proceedings of IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference*, 2011: 3966-3970.
- [17] Wang L, Lu K, Liu P. Compressed sensing of a remote sensing image based on priors of the reference image [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(4): 736-740.