

基于多尺度低秩模型的 心脏磁共振成像方法研究

蒋明峰¹, 陆 雨¹, 朱志军², 徐文龙³, 汪亚明¹

(1. 浙江理工大学信息学院, 浙江杭州 310018; 2. 解放军第一一七医院心血管内科, 浙江杭州 310013;
3. 中国计量学院生物医学工程系, 浙江杭州 310018)

摘 要: 本文提出一种基于多尺度低秩模型(MSL, Multi-Scale Low rank)的磁共振成像方法, 该方法将矩阵分解成多尺度的块低秩矩阵之和, 并将多尺度块低秩矩阵之和的最小化作为约束条件用于磁共振成像. 两种不同的心脏磁共振数据用于验证本文所提出算法重构磁共振成像的精度. 实验结果表明, 相比于 k - t SLR (k - t Sparsity Low Rank) 和 $L + S$ (Low Rank plus Sparse) 方法, 所提出的 MSL 方法具有更好的重建效果, 获得更高的重构信差比(signal to error ratio), 并具有更好地结构相似性, 但需要更长的重构时间.

关键词: 磁共振图像重构; 多尺度低秩; 信差比

中图分类号: TP302

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2017)09-2218-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.09.024

Multi-scale Low Rank Model Based Method for Cardiac MR Imaging Reconstruction

JIANG Ming-feng¹, LU Yu¹, ZHU Zhi-jun², XU Wen-long³, WANG Ya-ming¹

(1. School of Information Science and Technology, Zhejiang Sci-tech University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;
2. Department of Cardiology, the 117th Hospital of PLA, Hangzhou, Zhejiang 310013, China;
3. Department of Biomedical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract: This paper presents a multi-scale low rank based method to implement cardiac MR (Magnetic Resonance) image reconstruction, which represented a data matrix as a sum of block-wise low rank matrices with increasing scales of block sizes. And the sum of block-wise low rank matrices was used as a constraint to approach the MR image reconstruction. Two different cardiac MR datasets were used to evaluate the performance of the proposed method. Compared with the state-of-art methods, such as the k - t SLR (k - t Sparsity Low Rank) method and $L + S$ (Low rank plus Sparse) method, the proposed MSL method can offer improved reconstruction solution in terms of higher signal to error ratio and better structural similarity index, but with longer reconstruction time.

Key words: magnetic resonance imaging reconstruction; multi-scale low rank method; signal to error ratio

1 引言

动态磁共振成像数据是一组变化的图像序列, 由于运动会导致磁共振图像出现伪影, 所以动态磁共振成像通常要求减少采样 K 空间数据, 提高磁共振扫描速度, 寻求更好的磁共振图像重构质量. 经过 20 多年的技术发展, 已经提出了许多减少 K 空间数据采样的重

建算法^[1,2], 近几年来发展比较迅速的主要集中在利用基于压缩感知技术的稀疏约束成像方法, 如基于图像的冗余小波变换方法^[3], k - t Group Sparse^[4], k - t ISD^[5], k - t SLR^[6], 和 k - t RPCA^[7] 以及结合并行成像和压缩感知成像的 k - t Sparse SENSE^[8], iGRASP^[9] 等方面.

低秩性是稀疏性在矩阵上的拓展^[10], 矩阵秩最小化主要是指利用原始数据矩阵的低秩性进行矩阵的重

收稿日期: 2016-04-26; 修回日期: 2016-11-22; 责任编辑: 覃怀银

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61672466, No. 61672476, No. 61272311); 浙江省自然科学基金(No. LY14F010022, No. LZ15F020004); 浙江省科技厅公益项目(No. 2015C31075); 浙江理工大学 521 人才培养计划

建,这涉及到最小化矩阵的秩函数.联合低秩与稀疏先验知识的图像压缩感知重建也被应用到高光谱图像重建^[11]和磁共振成像研究.Lingala^[12]结合稀疏约束和低秩最小化加速动态心脏磁共振成像(k - t SLR 方法),在同等欠采样 K 空间数据条件下,这种方法可提高磁共振成像效果;Majumdar^[13]提出用低秩和稀疏两种特性来重建欠采样数据,就改善信号的低秩而言,除了将 l_p 范数作为最小化约束条件,还采用信号的 Schatten- p 范数,从定性和定量两个方面评估了重构图像质量.Christodoulou^[14]提出将并行成像技术和低秩稀疏模型结合起来实现高分辨率的动态心脏磁共振成像,在自由呼吸的情况下,能够重构出较高分辨率的动态心脏磁共振图像.结合稀疏约束和低秩最小化的磁共振重构模型是将稀疏表征和低秩最小化同时作为约束条件,实现磁共振图像重构,但并没有将磁共振图像分解为具有低秩性的背景部分和具有稀疏性动态变化部分,实现磁共振图像的低秩稀疏分解.

最近,Otazo^[15]将矩阵低秩稀疏分解的概念引入动态磁共振成像技术($L+S$ 方法),将动态磁共振的张量数据按时间展开成矩阵形式,再将矩阵分解成一个低秩部分(背景部分)和一个稀疏矩阵部分(动态变化部分);Trémouhéac 提出 k - t RPCA^[6] 方法,亦即基于鲁棒主成分分析(RPCA, Robust PCA)方法,先将数据矩阵表示为低秩矩阵与稀疏矩阵之和,再通过求解核范数优化问题来恢复低秩结构与稀疏成分.这两种方法都能够有效实现背景噪声抑制,提高动态磁共振成像的空间和时间分辨率.

单一低秩模型捕获数据相似的内容时,它却完全忽略了可能存在于数据矩阵中很多局部性的信息.例如,在视频处理中,每一个数据矢量代表一个视频帧,与较远的帧相比,每个视频帧与其附近的帧更具相关性.因此,从数据矩阵构建块矩阵的秩比全局矩阵的秩要低得多.本文将研究一种基于多尺度低秩模型的心脏磁共振快速成像方法,这种多尺度低秩结构能够比单一的低秩模型更准确的逼近磁共振图像信号.在本文中,两种不同的心脏磁共振数据将用于验证基于多尺度低秩模型重构磁共振成像的性能.

2 基于多尺度低秩模型的心脏磁共振成像方法

给定一个大小为 $M \times N$ 的输入矩阵 Y ,将其多尺度分割为 $\{P_i\}_{i=1}^L$,不同尺度分割矩阵块的大小不等,如每个 P_i 中的块大小 b_i 比 P_{i-1} 的块大小 b_{i-1} 大一个尺度.为了方便数据全矩阵和块矩阵之间的转换,在这里,我们提出块形变因子 $R_b(\cdot)$,其作用就是利用形变函数 $R(\cdot)$ 从数据全矩阵中获取块矩阵 b 并将其形变成指定大小为 $m_i \times n_i$ 的矩阵,而伴随矩阵 $R_b^T(\cdot)$ 对阈值奇异

值分解处理后,将大小为 $m_i \times n_i$ 的块矩阵恢复成原块矩阵大小,并最终将其嵌入全零矩阵中,所有块矩阵嵌入全零矩阵,就可实现该尺度下的矩阵融合,如图 1 所示.

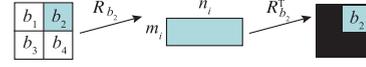


图1 块形变因子 $R_b(\cdot)$ 及其伴随矩阵 $R_b^T(\cdot)$ 计算示意图

建立一个由块低秩矩阵 X_i 组成的多尺度低秩模型如下:

$$Y = \sum_{i=1}^L X_i \quad (1)$$

$$X_i = \sum_{b \in P_i} R_b^T(U_b S_b V_b^T)$$

其中 U_b, S_b 和 V_b 是大小分别为 $m_i \times r_b, r_b \times r_b$ 和 $n_i \times r_b$ 的矩阵,是对块矩阵 b_i 形变后进行秩为 r_b 的阈值奇异值分解获得; $R_b^T(\cdot)$ 表示伴随矩阵,对进行阈值奇异值分解后的形变矩阵恢复原块矩阵大小.此时,我们希望利用多尺度分解块矩阵秩的最小化求解问题,如下公式所示:

$$\min_{X_1, \dots, X_L} \sum_{b \in P_i} \text{rank}(R_b(X_i)) \quad (2)$$

$$\text{s. t. } Y = \sum_{i=1}^L X_i$$

对上述优化问题的求解是 NP 难的,因此,通常采用核范数最小化凸优化问题取而代之,如下所示:

$$\min_{X_1, \dots, X_L} \sum_{i=1}^L \lambda_i \|X_i\|_{(i)} \quad (3)$$

$$\text{s. t. } Y = \sum_{i=1}^L X_i$$

式中 λ_i 为不同尺度下矩阵块核范数的正则化参数, $\|X_i\|_{(i)} = \sum_{b \in P_i} \|R_b(X_i)\|_*$ 为不同尺度 i 下矩阵块的核范数之和.

将多尺度低秩模型引入到压缩感知磁共振图像重构,可以通过解决下面凸优化问题来实现:

$$\min_{X_1, \dots, X_L} \|F_u \sum_{i=1}^L X_i - f\|_2^2 + \sum_{i=1}^L \lambda_i \|X_i\|_{(i)} \quad (4)$$

式中 F_u 是磁共振图像欠采样傅里叶变换算子, f 是获取 K 空间欠采样数据,需重构的磁共振图像 $Y = \sum_{i=1}^L X_i$, λ_i 是正则化系数.本文采用交替方向乘子法(ADMM, Alternating Direction Method of Multiplier)求解基于多尺度低秩模型的心脏磁共振图像重构凸优化问题^[16].

3 磁共振图像重建实验方法

为了测试多尺度低秩模型的心脏磁共振图像重构方法的重建性能,利用两种不同的 MR 原始数据集进行研

究,即心脏灌注和心脏电影.数据集 A:心脏灌注 MR 数据,是在 Utah 大学使用 3T 西门子扫描仪采集到的饱和恢复序列,被用于 k - t SLR 方法^[17]的心脏灌注数据,含有 70 帧的时间序列数据,采集每帧的笛卡尔网格有 90×190 的 K 空间矩阵.数据集 B:心脏电影 MR 数据,在 Yonsei 大学医疗中心使用 3T 飞利浦磁共振扫描仪采集得到,被用在 k - t FOCUSS 方法中^[18],它是由具有 256×256 面内空间分辨率的 25 帧时间序列数据组成,获取数据所用的成像序列是一个具有 60° 翻转角度的稳态自由进动 (SSFP, Steady State Free Precession) 序列.

在实验中,式(4)中的正则化参数 λ_i 是通过参数扫描的形式确定. 本文将从多个方面评价磁共振重构图像的质量,首先对重构图像、以及误差图(重构图像和原始图像之间差的绝对值)从视觉角度评价重构质量;其次,进一步利用信差比 (SER, Signal to Error Ratio) 定量指标评价重构算法的性能及对噪声的抑制能力,对重构图像的信差比定义如下^[19]:

$$\text{SER} = -10 \log_{10} \left(\frac{\|x - x_0\|}{\|x_0\|} \right) \quad (5)$$

最后,采用结构相似性 (SSIM, Structural SIMilarity index) 指标,客观地评价图片的细节保留能力. 其中对结构相似性 (SSIM) 定义如下^[20]:

$$\text{SSIM} (a, b) = \frac{(2\mu_a\mu_b + c_1)(2\sigma_{ab} + c_2)}{(\mu_a^2 + \mu_b^2 + c_1)(\sigma_a^2 + \sigma_b^2 + c_2)} \quad (6)$$

式(6)中 a 为重构的三维心脏磁共振图像 x 的局部窗口, b 为参考标准图像 x_0 的局部窗口, μ_a 是 a 的平均值, μ_b 是 b 的平均值, σ_b^2 是 b 的方差, σ_a^2 是 a 的方差, σ_{ab} 是 a 和 b 的协方差, $c_1 = (k_1L)^2$ 和 $c_2 = (k_2L)^2$ 是用来维持稳定的常数, L 是像素值的动态范围 ($0 \sim 255$), 其中 $k_1 = 0.01, k_2 = 0.03$.

平均结构相似性指标 (MSSIM, Mean SSIM) 用于评价所有帧磁共振图像重构的平均质量,其定义如下:

$$\text{MSSIM} (X, X_0) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H \text{SSIM} (a_i, b_i) \quad (7)$$

式中 X_0 和 X 分别表示为所有帧参考标准图像和重建图像, N 表示磁共振图像的帧数, H 表示每帧磁共振图像的局部窗口数. 在本文中,数据集 A 的帧数 N 为 70, H 为 80×180 ;数据集 B 的帧数 N 为 25, H 为 88×66 .

4 实验结果与分析

4.1 心脏灌注磁共振数据实验

心脏灌注 MR 数据中的图像矩阵大小为 90×190 , 共有 70 个帧. 我们将多尺度低秩分解和低秩稀疏分解分别应用于磁共振图像数据的重构,基于多尺度低秩模型分解方法将心脏灌注磁共振数据矩阵分解成 5 个不同的空间块大小的低秩模型,分别为 $1 \times 1, 4 \times 4, 16 \times 16, 64 \times 64, 90 \times 190$;并将其与低秩稀疏分解方法的进行比较,低秩稀疏分解方法将所需重构的磁共振数据分解为低秩部分和稀疏部分,如图 2 所示.

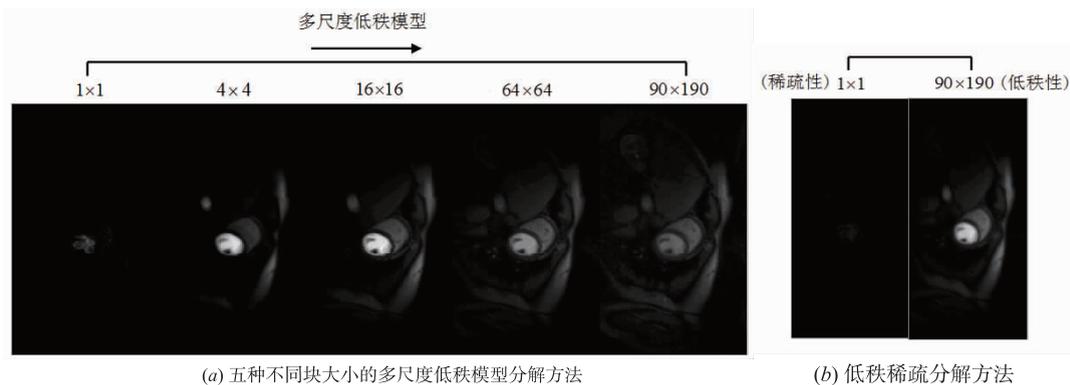


图2 心脏灌注磁共振数据矩阵分解方法

下面我们讨论利用多尺度低秩模型约束方法的磁共振成像方法的性能,并将其与目前提出的磁共振成像方法 k - t SLR、低秩稀疏分解方法进行比较. 在本实验中,选择第 20 帧作为重构 MR 图像的代表帧,并且将加速因子设置为 3. 图 3 为分别采用基于 k - t SLR (a)、低秩稀疏分解重构方法 (b) 及多尺度低秩模型重构方法 (c) 稀疏重构的磁共振图像、 x - t 图、及其误差图. 从图像重构的效果可以看出,采用多尺度低秩模型重构方法的结果能够重建更清晰欠采样 MR 图像的边缘,可以

捕获心脏灌注成像的更多细节,而 k - t SLR 和 L + S 方法重建的边界比较平滑,如红色箭头标记处. 本文所提出多尺度低秩模型重构方法在减少伪影方面有了明显的改进,具有更好的误差图效果.

图 4 为利用不同加速因子 R 的径向欠采样模式下图像重构的信差比值,图中可以看出,基于多尺度低秩模型重构的心脏灌注磁共振成像具有更高的 SER,明显优于 k - t SLR 和 L + S 方法,其次较高的为 L + S 方法.

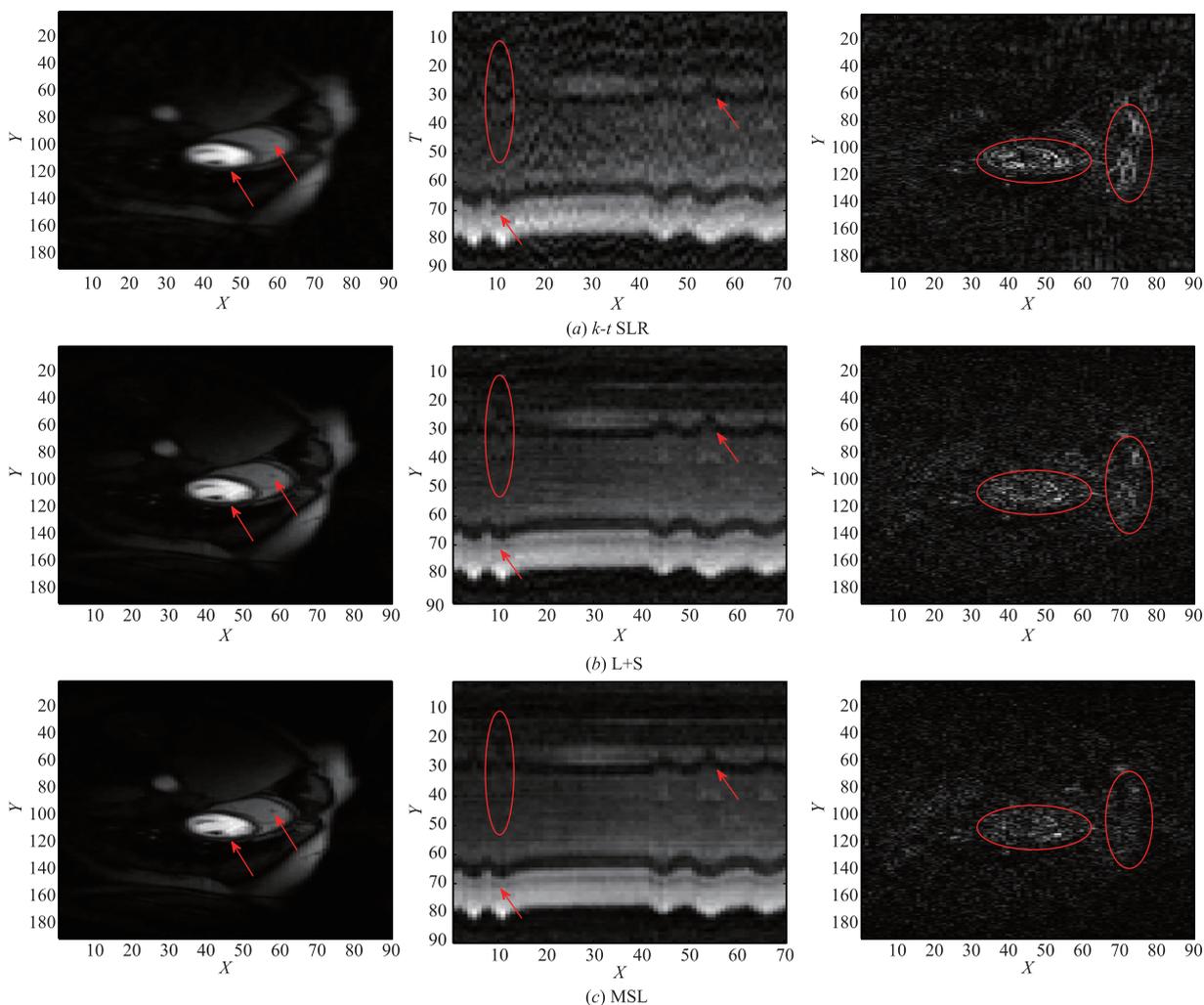


图3 基于 $k-t$ SLR、L+S方法和MSL方法重构的心脏灌注磁共振图像. 第一列是重建的MR图像, 第二列是灌注数据的 $x-t$ 图, 第三列是误差图.

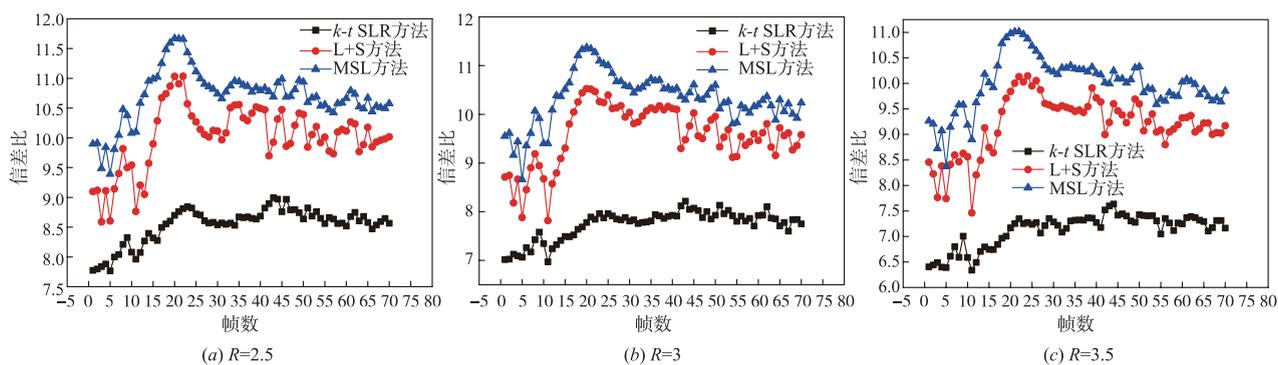


图4 不同加速因子的情况下, $k-t$ SLR, L+S方法和MSL方法重构每帧心脏灌注磁共振成像的SER

表 1 所示的是各方法在不同加速因子下的重构心脏灌注磁共振成像的 MSSIM 值以及磁共振图像重构时间. 由表可见, 对于不同的加速因子, MSL 对应的平均结构相似性值均为最高, MSSIM 值越高表示重构的图像质量和细节保留能力越好. 磁共振图像重构时间复杂度性能方面, L+S 方法的性能最优, 时间远远低于 MSL 方法.

表 1 不同方法在不同加速因子下重构心脏灌注磁共振成像的 MSSIM 值以及重构时间

加速因子	MSSIM			重构时间(s)		
	$k-t$ SLR	L+S	MSL	$k-t$ SLR	L+S	MSL
$R=2.5$	0.9425	0.9657	0.9717	140	21	686
$R=3$	0.9212	0.9595	0.9667	144	25	707
$R=3.5$	0.9015	0.9538	0.9620	147	29	715

4.2 心脏电影磁共振数据实验

心脏电影 MR 数据矩阵大小为 256×256 , 共 25 帧, 取心脏部分数据进行磁共振图像重构研究, 其矩阵大小为 98×76 . 将多尺度低秩分解和低秩稀疏分解都应用于这些重构数据矩阵的分界. 基于多尺度低秩模型分解方法将心脏

电影磁共振数据矩阵分解成 4 个不同的空间块大小的低秩模型, 分别为 1×1 、 4×4 、 16×16 、 98×76 . 并将其与低秩稀疏分解方法进行比较, 低秩稀疏分解方法将所需重构的磁共振数据分解为低秩部分和稀疏部分, 低秩稀疏模型只能提供粗糙的动态和静态组织的分离, 如图 5 所示.

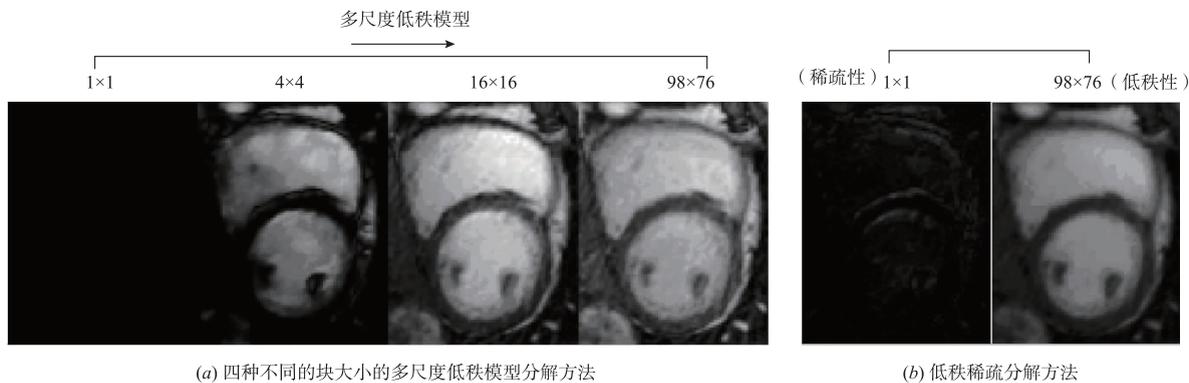


图5 心脏电影磁共振数据矩阵分解方法

图 6 显示了在加速因子为 8 时对所提出的 MSL 方法, 与 k -t SLR 方法, 以及 L+S 方法在径向采样的模式

下将重构的结果进行直观比较. 对于每个子图, 第一列显示的是重建的 MR 图像(心脏电影数据的第 13 帧),

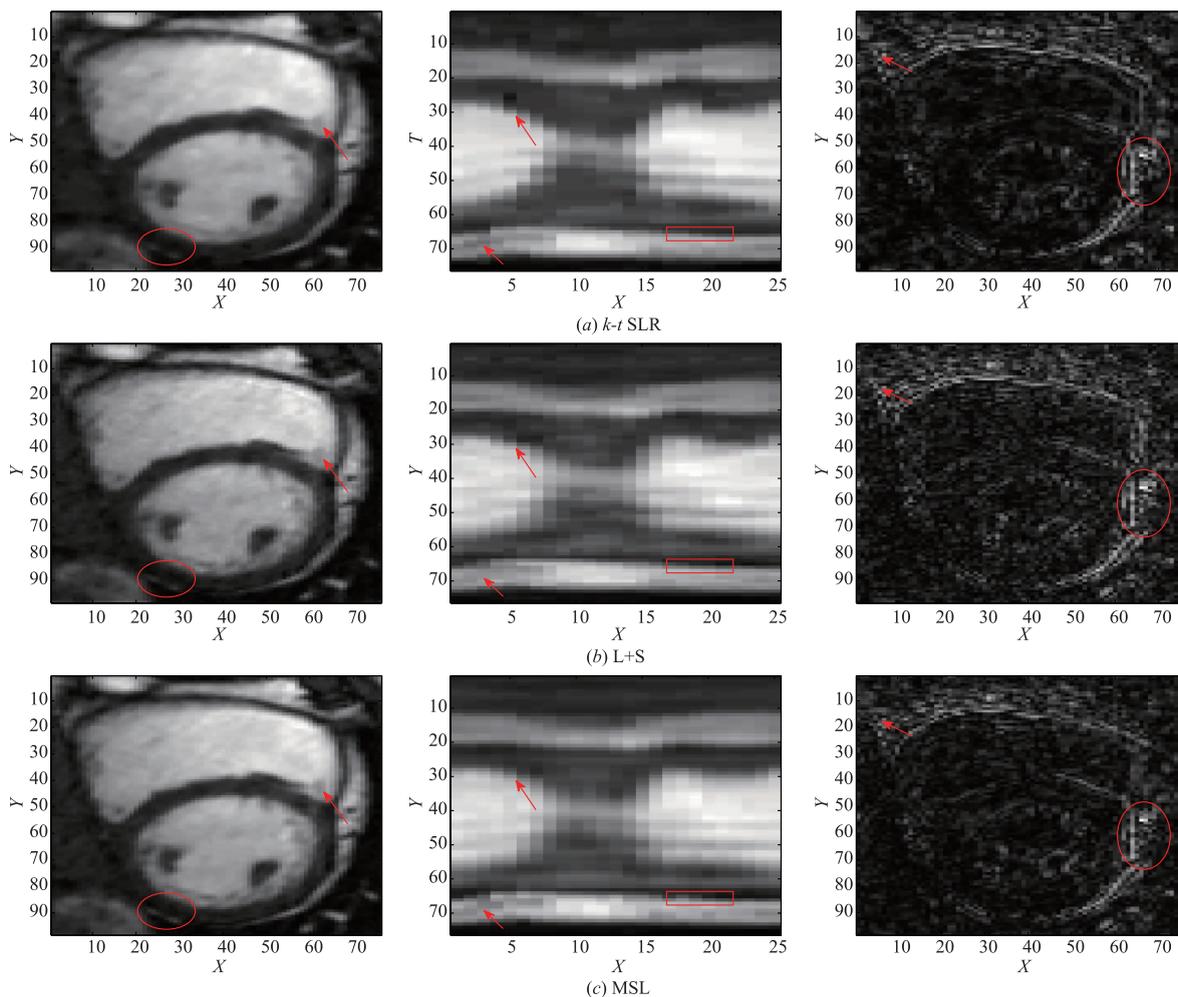


图6 基于 k -t SLR、L+S方法和MSL方法重构的心脏电影灌注磁共振图像. 第一列是重建的MR图像, 第二列是灌注数据的x-t图, 第三列是误差图.

第二列显示的是心脏电影数据(空间位置用虚线所重建的 MR 表示图像)的 $x-t$ 框图,第三列显示的误差图. 可以观察到,我们所提出的 MSL 方法优于 $k-t$ SLR, 以及 L+S 方法,具有较好的重建效果,获取更多重构图像细节信息(如在第一列中红色箭头所示的)以及更少的重建伪像(如图中的第三列). 此外,从图 6 的第二列也可以看出,使用 $k-t$ SLR 和 L+S 方法的 $x-t$ 块重构包

含了锯齿伪影和噪声.

MSL 方法和 $k-t$ SLR 方法、L+S 方法在三种加速因子的情况下,重构每帧心脏电影磁共振图像的信差比,如图 7 所示. 可以发现,MSL 方法相比于其他两种方法具有较好的重建效果,其次是 L+S 方法,它重构图像的信差比明显优于 $k-t$ SLR 方法所重构的磁共振图像.

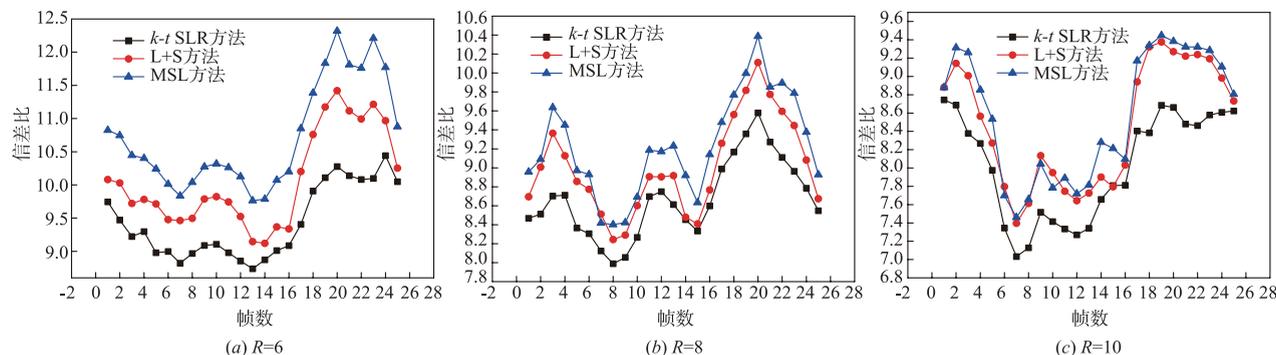


图7 不同加速因子的情况下, $k-t$ SLR, L+S方法和MSL方法重构每帧心脏电影磁共振成像的SER.

表 2 所示为各方法在不同加速因子下的重构心脏电影磁共振成像的 MSSIM 值以及磁共振图像重构时间. 从表 2 可以发现,在不同加速因子下,MSL 方法均优于其它两种方法(尤其在加速因子 $R=6$ 条件下),表明 MSL 方法具有更好的图像重构质量和细节保留能力. 磁共振图像重构时间复杂度性能方面,MSL 方法重构时间比其它两种方法都更耗时.

表 2 不同方法在不同加速因子下重构心脏电影磁共振成像的 MSSIM 值以及重构时间

加速因子	MSSIM			重构时间(s)		
	$k-t$ SLR	L+S	MSL	$k-t$ SLR	L+S	MSL
$R=6$	0.8831	0.9657	0.9717	67	12	439
$R=8$	0.8514	0.9595	0.9667	62	12	468
$R=10$	0.8180	0.8115	0.8260	65	11	402

5 结论与展望

本文提出一种结合多尺度模型与低秩矩阵分解的多尺度低秩模型实现磁共振图像的重构,采用交替方向乘子方法实现基于多尺度低秩模型的磁共振图像重构凸优化问题的求解. 本文采用两种心脏欠采样磁共振数据(心脏灌注和心脏电影 MR 数据)用于验证磁共振成像的性能. 实验结果表明,基于多尺度低秩模型的磁共振重构方法能够有效地提高磁共振图像重构的精度、减少磁共振图像重构误差. 在任何加速因子情况下,与 $k-t$ SLR 和 L+S 重构方法相比,基于 MSL 方法重构的磁共振图像具有更高的信差比,其重构的图像的平均结构相似性更高,图像结果纹理清晰、边缘光滑.

但在重建时间方面,MSL 方法相比其他两种方法,由于需要进行不同尺度下块矩阵低秩计算,重构时间更复杂,我们将采用 GPU 加速,进一步优化 MSL 重构算法,以降低磁共振重构时间.

参考文献

- [1] 翁卓,谢国喜,等. 基于 k 空间加速采集的磁共振成像技术[J]. 中国生物医学工程学报,2010,29(5):785-792. WENG Zhuo, Xie Guo-xi, et al. Development of fast magnetic resonance imaging techniques based on k-space accelerated collection [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2010, 29(5):785-792. (in Chinese)
- [2] KG Hollingsworth. Reducing acquisition time in clinical MRI by data undersampling and compressed sensing reconstruction[J]. Physics in Medicine & Biology, 2015, 60(21):297-322.
- [3] Z Lai, X Qu, et al. Image reconstruction of compressed sensing MRI using graph-based redundant wavelet transform[J]. Medical Image Analysis, 2015, 27:93-104.
- [4] C Prieto, M Usman, et al. Group sparse reconstruction using intensity-based clustering[J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2013, 69(4):1169-1179.
- [5] D Liang, EV Dibella, et al. K-t ISD: dynamic cardiac MR imaging using compressed sensing with iterative support detection[J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2012, 68(1):41-53.
- [6] S G Lingala, E Dibella, et al. Accelerating free breathing myocardial perfusion MRI using multi coil radial $k-t$ SLR [J]. Physics in Medicine & Biology, 2013, 58(20):7309

- 7327.
- [7] B Trémouhéac, N Dikaïos, et al. Dynamic MR image reconstruction-separation from undersampled (k, t) -space via low-rank plus sparse prior [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2014, 33(8): 1689 - 1701.
- [8] L Feng, M B Srichai, et al. Highly accelerated real-time cardiac cine MRI using $k-t$ SPARSE-SENSE [J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2013, 70(1): 64 - 74.
- [9] L Feng, R Grimm, et al. Golden-angle radial sparse parallel MRI: combination of compressed sensing, parallel imaging, and golden-angle radial sampling for fast and flexible dynamic volumetric MRI [J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2014, 72(3): 707 - 17.
- [10] 彭义刚, 索津莉, 等. 从压缩传感到低秩矩阵恢复: 理论与应用 [J]. 自动化学报, 2013, 39(7): 981 - 994.
PENG Yi-gang, SUO Jin-li, et al. From compressed sensing to low-rank matrix recovery: theory and applications [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(7): 981 - 994. (in Chinese)
- [11] 孙玉宝, 吴泽彬, 等. 联合低秩与稀疏先验的高光谱图像压缩感知重建 [J]. 电子学报, 2014, 42(11): 2219 - 2224.
SUN Yu-bao, WU Ze-bin, et al. Compressed sensing reconstruction of hyperspectral imagery jointly using low rank and sparse prior [J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 42(11): 2219 - 2224. (in Chinese)
- [12] S G Lingala, Y Hu, et al. Accelerated first pass cardiac perfusion MRI using improved $k-t$ SLR [A]. 2011 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging [C]. USA: IEEE, 2011. 1280 - 1283.
- [13] A Majumdar, RK Ward, T Aboulnasr. Non-convex algorithm for sparse and low-rank recovery: application to dynamic MRI reconstruction [J]. Magnetic Resonance Imaging, 2013, 31(3): 448 - 455.
- [14] A G Christodoulou, H Zhang, B Zhao, et al. High-resolution cardiovascular MRI by integrating parallel imaging with low-rank and sparse modeling [J]. IEEE Transactions on Bio-medical Engineering, 2013, 60(11): 3083 - 3092.
- [15] R Otazo, E Candès, D K Sodickson. Low-rank plus sparse matrix decomposition for accelerated dynamic MRI with separation of background and dynamic components [J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2015, 73(3): 1125 - 1136.
- [16] S Boyd, N Parikh, E Chu, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers [J]. Foundations and Trends® in Machine Learning, 2011, 3(1): 1 - 122.
- [17] Y Hu, M Jacob. Higher degree total variation (HDTV) regularization for image recovery [J]. IEEE Trans Image Process, 2012, 21(5): 2559 - 2571.
- [18] H Jung, K Sung, et al. $k-t$ FOCUSS: A general compressed sensing framework for high resolution dynamic MRI [J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2009, 61(1): 103 - 116.
- [19] Y Yu, J Jin, et al. Multidimensional compressed sensing MRI using tensor decomposition-based sparsifying transform [J]. Plos One, 2014, 9(6): e98441.
- [20] B Ning, X Qu, et al. Magnetic resonance image reconstruction using trained geometric directions in 2D redundant wavelets domain and non-convex optimization [J]. Magnetic Resonance Imaging, 2013, 31(9): 1611 - 1622.

作者简介



蒋明峰 男, 1977 年生于江西丰城. 现为浙江理工大学信息学院教授、硕士生导师. 主要研究方向为计算机医学图像处理、生物医学信号处理.

E-mail: m. jiang@zstu. edu. cn



陆雨 男, 1992 年生于安徽明光. 现为浙江理工大学信息学院硕士研究生. 主要研究方向为医疗图像处理.

E-mail: adamlu1992@gmail. com



朱志军 男, 1962 年生于浙江奉化. 现为解放军第一一七医院心血管内科主任医师. 主要研究方向为心血管疾病的基础及临床研究.

E-mail: zhuzj0001@163. com



徐文龙 男, 徐文龙男, 1972 年生于浙江丽水. 现为中国计量大学信息工程学院教授、硕士生导师. 主要研究方向为磁共振医学成像、生物医学测量.

E-mail: wenlongxu@cjl. edu. cn



汪亚明 男, 1972 生于江浙江衢州, 现为浙江理工大学信息学院教授、博士生导师. 主要研究方向为医学图像处理、计算机视觉.

E-mail: ywang@zstu. edu. cn