

一种结合并行成像和压缩感知的快速磁共振成像新方法

黄丽洁¹, 宋 阳¹, 赵献策², 谢海滨^{1,2*}, 吴东梅¹, 杨 光^{1,2}

1. 华东师范大学 物理与材料科学学院, 上海市磁共振重点实验室, 上海 200062; 2. 上海卡勒幅磁共振技术有限公司, 上海 201614

摘 要: 压缩感知 (CS) 技术和并行成像技术 (主要是 SENSE 技术、GRAPPA 技术等) 都能通过减少 k 空间数据的采集量来加快磁共振成像速度, 目前已有一些将两种方法相结合进一步加速磁共振成像速度的方法 (例如 CS-GRAPPA)。本文针对数据采集和重建这两方面对现有 CS-GRAPPA 方法进行了改进, 采集方式上采用了局部等间隔采集模板以满足 GRAPPA 重建的要求, 并对采集模板进行随机放置以满足 CS 重建的要求; 数据重建时, 根据自动校正数据估算 GRAPPA 算法中欠采行的重建误差, 并利用误差的大小确定在 CS 算法中保真的程度。不同磁共振图像重建实验的结果表明: 与现有方法相比, 本文方法能够更好地保留原有图像细节并有效减少伪影。

关键词: 磁共振成像 (MRI); 压缩感知 (CS); 并行成像; 稀疏采样

中图分类号: O482.53 **文献标识码:** A

A New Combination Scheme of GRAPPA and Compressed Sensing for Accelerated Magnetic Resonance Imaging

HUANG Li-jie¹, SONG Yang¹, ZHAO Xian-ce², XIE Hai-bin^{1,2*}, WU Dong-mei¹, YANG Guang^{1,2}

1. Shanghai Key Laboratory of Magnetic Resonance, School of Physics and Material Science, East China Normal University, Shanghai 200062, China;

2. Shanghai Colorful Magnetic Resonance Technology Co., Ltd., Shanghai 201614, China

Abstract: Both compressed sensing (CS) and parallel imaging (PI) can be used to accelerate magnetic resonance imaging (MRI) by under-sampling the k space data. Several methods combining CS and PI have been proposed to further improve the scanning speed. In this paper, we proposed a new approach to combine CS and PI. We used GRAPPA (Generalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisitions) algorithm to reconstruct local under-sampled k space data, and CS to reconstruct the whole k space data for each coil. In the CS reconstruction step, we constrained that the reconstructed k space data should be assimilated to both the sampled k space data and the reconstructed k space data by GRAPPA. In addition, we designed a new sampling strategy to improve the quality of image reconstruction. *In vivo* imaging results demonstrated that the proposed approach could effectively remove artifacts and improve the image quality.

Key Words: magnetic resonance imaging (MRI), compressed sensing (CS), parallel imaging (PI), sparse sampling

收稿日期: 2017-05-02; 在线发表日期: 2017-06-20

基金项目: 国家高技术研究发展计划 (“863 计划”) 资助项目 (2014AA123400)。

通讯联系人 (Corresponding author): * Tel: 021-62233873, E-mail: hbxie@phy.ecnu.edu.cn.

引言

磁共振成像 (Magnetic Resonance Imaging, MRI) 具有无电离辐射、多角度成像、多参数成像等特点, 在临床诊断中具有重要的应用^[1]. 但较长的扫描时间导致磁共振扫描易受运动伪影的影响; 动态 MRI 时间分辨率较低; 同时, 单个患者扫描时间较长、成本较高, 限制了 MRI 的进一步推广^[2]. 为了加快扫描速度, 提高扫描效率, 近些年并行成像 (Parallel Imaging, PI) 技术和压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 技术成为研究热点.

PI 技术利用相控阵线圈灵敏度在空间位置上分布的不同, 即线圈的灵敏度差异, 进行空间编码来代替一部分梯度编码, 减少所需要的 k 空间采集点数, 达到提高成像速度的目的^[3]. 目前应用最广的 PI 技术主要有 SENSE (Sensitivity Encoding for Fast MRI) 技术^[4]和 GRAPPA (Generalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisitions) 技术^[5]. SENSE 技术是一种基于图像域的重建算法, 需要预先知道线圈灵敏度的信息. GRAPPA 技术是一种基于 k 空间域的重建算法, 它以满足奈奎斯特采样定律要求的频率采集 k 空间中心数据作为自动校正数据 (Auto-Calibration Signal, ACS), 利用多通道 k 空间数据之间的相关性进行每个通道的 k 空间欠采行的填充, 最后通过通道合并得到最终的无卷褶图像. 相比于 SENSE 方法, GRAPPA 有其独特的优势. SENSE 方法要求知道精确的线圈灵敏度的空间分布, 但是精确的灵敏度信息一般很难获得. 而 GRAPPA 方法利用自校准方法, 避免了校准扫描和 PI 扫描之间的不一致问题.

2006 年, Michael Lustig 等^[6]提出了 CS 理论. CS 是一种新的信号采集和信号恢复的理论, 能大幅减少测量数据来重建信号和图像, 因此在其诞生之初就被运用于 MRI^[6-9]. CS 方法以远低于奈奎斯特采样定律要求的采样频率对 k 空间进行随机欠采样, 利用磁共振图像在变换域中的稀疏性, 通过非线性重建算法消除图像中的非相干伪影, 恢复欠采的 k 空间数据得到重建图像.

PI 和 CS 技术都能通过减少 k 空间采集数据加速成像速度, 目前已有一些将两种方法相结合以进一步加快磁共振成像速度的方法. 这些方法大致可以分为两类: 一类在重建过程中通过解一个能量函数最小化问题得到最终的重建图像, 如 SparseSENSE^[10,11], l_1 -SPIRiT^[12,13], SAKE^[14]等; 另一类在重建过程中采用分步重建的方式进行重建, 先进行 CS 重建再进行 PI 重建或者先进行 PI 重建再进行 CS 重建, 如 CS-SENSE^[15]、CS-GRAPPA^[16-18]、PI-CS^[19]等.

我们提出了一种新的结合 PI 与 CS 的方法, 重建过程中顺序地采用 GRAPPA 重建和 CS 重建: 先用 GRAPPA 重建部分 k 空间数据, 再用 CS 恢复全 k 空间数据, 单独完成每一通道的完整 k 空间数据重建后, 再进行通道合并得到最终的重建图像. 与现有的 PI-CS 方法不同的是, 我们针对的是二维成像. 与现有 CS-GRAPPA 不同的是, 我们在重建过程中先进行 GRAPPA 重建再进行 CS 重建, 为了满足 PI 所要求的采样数据的等间隔性和 CS 所要求的伪随机性, 更好的发挥 GRAPPA 和 CS 的重建效果, 我们设计了 k 空间局部采集模板, 以该模板为单位, 对 k 空间进行伪随机采集. 这样做的好处是既能提高 PI 重建效率, 又能使数据具有一定的随机性. 同时在 CS 重建中我们引入部分保真的概念, 根据预期的 GRAPPA 重建精度的不同, 对重建行进行不同程度的保真. 实验结果表明: 该方法在保留图像细节的基础上能有效减少相干伪影.

1 基本理论

1.1 GRAPPA 和 CS

GRAPPA 是一种常用的基于 k 空间域的重建方式. 它的基本假设是 k 空间中某一行数据可以通过其邻近行数据线性叠加得到. 2005 年, Wang 等^[20]提出多列多行插值 (Multicolumn Multiline Interpolation, MCMLI) 改进了 GRAPPA 重建方法, 提高了图像重建质量. 公式表示如下:

$$S_j(k_y - m\Delta k_y, k_x) = \sum_{l=1}^L \sum_{b=-N_b}^{N_b} \sum_{h=-H_l}^{H_l} n(l, b, h) S_l(k_y + bR\Delta k_y, k_x + h\Delta k_x) \quad (1)$$

(1)式中, k_x 、 k_y 表示 k 空间坐标; Δk 表示 k 空间采样间隔; j 代表第 j 个通道; S_j 表示第 j 个通道采集的 k 空间数据; m 是一个整数, R 表示加速因子, $m=1, 2, \dots, R-1$; L 表示线圈通道数; N_a 表示在重建数据上方的 block 数; N_b 表示在重建数据下方的 block 数; H_l 表示重建数据左边的相邻列; H_r 表示重建数据右边的相邻列; n 表示对应的系数. 一个 Block 定义为单一采样行加上它邻近的 $(R-1)$ 个欠采样, $\Delta k_y = 2\pi / FOV$, 是最小的 k 空间间隔, FOV (Filed of View) 为观察视野. 为了填充欠采样, 我们需要在该欠采样邻近的 block 中找实际采样行数据, 用实际采样行数据乘上对应的系数线性叠加得到欠采样数据. 而对应的系数可以通过对 ACS 数据的拟合来得到, 如(2)式; 根据算出的系数, GRAPPA 填充出每个线圈中缺失的 k 空间数据, 在图像域进行图像合并, 得到最终的重建图像.

$$S_j^{ACS}(k_y - m\Delta k_y, k_x) = \sum_{l=1}^L \sum_{b=-N_b}^{N_b} \sum_{h=-H_l}^{H_l} n(l, b, h) S_l(k_y + bR\Delta k_y, k_x + h\Delta k_x) \quad (2)$$

CS 是用凸优化算法在采集数据的一致性和图像的稀疏性中进行约束求解, 重建的能量函数可以表示为:

$$\arg \min_{\hat{x}} \|\Psi \hat{x}\|_1 + \lambda \|F_u \hat{x} - y\|_2^2 \quad (3)$$

其中 \hat{x} 表示待重建的磁共振图像; Ψ 表示某种稀疏变换; F_u 表示先进行傅里叶变换, 再进行随机欠采; y 表示实际采集到的 k 空间数据; λ 是权重系数; $\|\cdot\|_p$ 表示 p 范数. 整个能量函数由两部分组成: 第一项是稀疏项, 用来约束图像的稀疏特征; 第二项是保真项, 使得重建 k 空间数据与采集数据保持一定的一致性.

1.2 采样方式

在采样方式的选择上, 如果选择完全偏向于 PI 的等间隔采样方式, 那么就无法满足 CS 重建所要求的随机性; 如果选择完全偏向于 CS 的伪随机采样方式, 则在 GRAPPA 重建中只能重建非常有限的相位编码行. 为了兼顾 PI 所要求的等间隔性和 CS 所要求的随机性, 我们设计了一种局部等间隔的采集模板, 并用该模板随机采集 k 空间. 即根据既定的采样率设计合适的等间隔采样模板, 然后将此模板根据 k 空间能量分布进行伪随机采样, 同时以满足奈奎斯特采样定律要求的采样频率采集 k 空间中心的数据作为 GRAPPA 重建中的 ACS 数据. 图 1 显示的是矩阵大小为 (320×320) 的采样模板, 频率编码方向全采, 相位编码方向欠采, 局部采样模板采用加速因子 $R=3$. 此模板 ACS 行为 22 行, 实际采样行为 96 行, 总采样率为 30%.

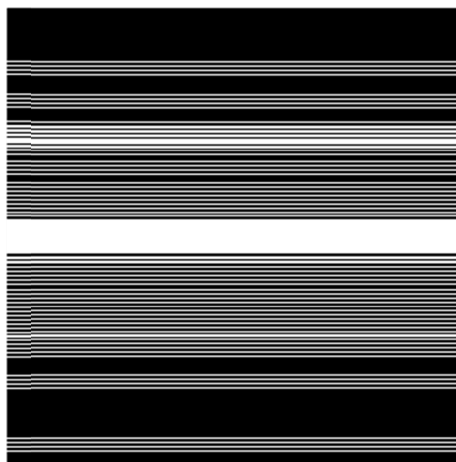


图 1 局部 $R=3$ 等间隔模板随机放置的采样方式
Fig. 1 Sampling strategy by local template with $R=3$

1.3 重建过程

1.3.1 GRAPPA 重建

重建过程主要包括 GRAPPA 重建和 CS 重建两步, 采样模板如图 1 所示. 用 k 空间中心的 ACS 数据对特定的重建模式(这种重建模式跟采样模板匹配)进行通道系数计算, 用该系数分别填充每个通道的部分 k 空间数据, 这里我们使用三列四行插值进行 FD(Frequency Discrimination)-GRAPPA 重建^[21]. 在用 ACS 数据计算重建系数时, 去掉 k 空间中心 ($N \times N$) 的数据. 如图 2 所示为 4 通道线圈用三列四行重建 k 空间欠采点的模型图. 黑色的点表示 k 空间采集的数据点, 白色的点表示欠采点, 重建通道 1 中所示欠采数据点, 要分别在各个通道两维邻域内找距离欠采样数据最近的四行实际采样行, 用三列四行插值(图中所有的黑色的点)重建第一个通道的欠采数据. 在利用 GRAPPA 重建 k 空间时, 我们不仅重建局部模板中的 k 空间数据, 当模板间距较小时, 也重建模板之间的 k 空间数据; 根据实际采集位置得到一个较优的重建模式, 再利用 ACS 数据计算该重建模式的系数, 重建部分的 k 空间数据.

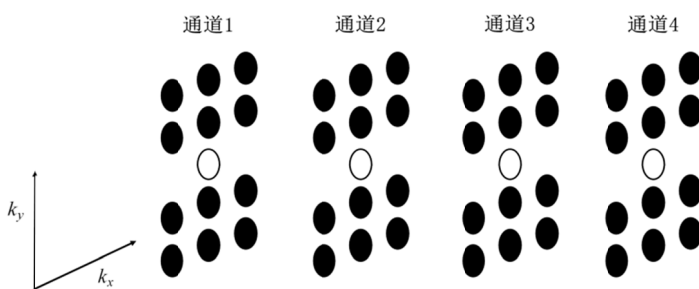


图 2 4 通道线圈用三列四行插值重建欠采数据点模型图
Fig. 2 The basic reconstruction for GRAPPA using 3-column 4-line interpolation

1.3.2 CS 重建

在 GRAPPA 填充了部分欠采样数据之后, 我们用 CS 恢复全 k 空间数据. 在 CS 重建过程中, 我们在(3)式中加入新的约束项, 用以约束 GRAPPA 的重建 k 空间数据, 主要依据是真实采集数据

和 GRAPPA 重建数据的保真要求应有所区别, 能量函数可以表示为:

$$\arg \min_{\hat{x}} \|\Psi \hat{x}\|_1 + \lambda [\|F_u \hat{x} - y\|_2^2 + \|\mathbf{W}(F_g \hat{x} - y_G)\|_2^2] \quad (4)$$

其中, \mathbf{W} 是 GRAPPA 重建数据用于保真的相对权重矩阵, 针对不同的 GRAPPA 重建行, 赋予不同的保真权重, F_g 表示表示傅里叶变换后 GRAPPA 重建的那部分数据, y_G 表示 GRAPPA 重建出的 k 空间的数据.

1.3.3 GRAPPA 重建误差计算及保真权重的确定

在重建 k 空间不同欠采行的数据时, 依据实际采集行来得到重建模式. 在利用 ACS 数据计算该重建模式系数的同时, 也可以根据已有的 ACS 数据计算此重建模式的重建误差, 考虑到 k 空间能量分布的特点, 我们定义误差计算公式为:

$$error = \sum_{i=1}^N \left(\frac{|I_{0i} - I_i|}{|I_{0i}|} \times \frac{|I_{0i}|}{\sum_{i=1}^N |I_{0i}|} \right) = \sum_{i=1}^N \frac{|I_{0i} - I_i|}{\sum_{i=1}^N |I_{0i}|} \quad (5)$$

其中 I_i 表示重建的 k 空间数据点, I_{0i} 表示与之对应的 ACS 数据点的实际值, N 表示用这种特定的重建模式重建的数据点的总数, $\sum_{i=1}^N |I_{0i}|$ 表示 ACS 数据的总能量.

为了研究此误差跟用该重建模式重建 k 空间欠采数据的误差之间的关系, 我们进行了数据实验. 以 12 通道线圈 (320×320) 质子密度加权数据为例, FOV 为 200 mm×200 mm, 层厚 (Slice Thickness) 为 4 mm, 回波时间 (Echo Time, TE) 为 17 ms, 重复时间 (Repetition Time, TR) 为 3 000 ms, 分辨率 (Resolution) 为 0.62 mm×0.62 mm, 我们设计 $R=3$ 的等间隔局部采样模板, 对全 k 空间进行伪随机欠采, 保证总采样率约为 30%.

图 3 显示的是第一个通道用不同重建模式重建全 k 空间数据和 ACS 数据的误差图, 相关系数 $r=0.89$, 其中相关系数计算如下:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (6)$$

由此可知, 可以对 ACS 数据的各种重建模式误差进行计算, 作为对 k 空间中高频欠采区域的相同重建模式误差的估计.

计算得到不同重建模式的重建误差之后, 在 CS 重建中对其进行部分保真. k 空间中心能量大信噪比高, k 空间外围能量小信噪比低, 因此即使用同一种重建模式对欠采数据进行重建, 在重建距离 k 空间中心近的欠采行时对应的重建误差小, 重建距离 k 空间中心较远的欠采行时对应的重建误差较大. 由此, 我们确定 CS 重建中的相对保真值为:

$$W(r) = e^{-\left[\frac{error}{k_1} \left(1 + \frac{1}{k_2} \times \frac{2|r|}{N_p} \right) \right]^2} \quad (7)$$

其中 r 表示要重建的特定行相对于中心的坐标, N_p 表示相位编码的总步数. k_1 和 k_2 是自定义参数, 对于不同实验数据, k_1 和 k_2 的值可能不同. 对于一些误差很大的重建模式的重建行, 保真值置为 0.

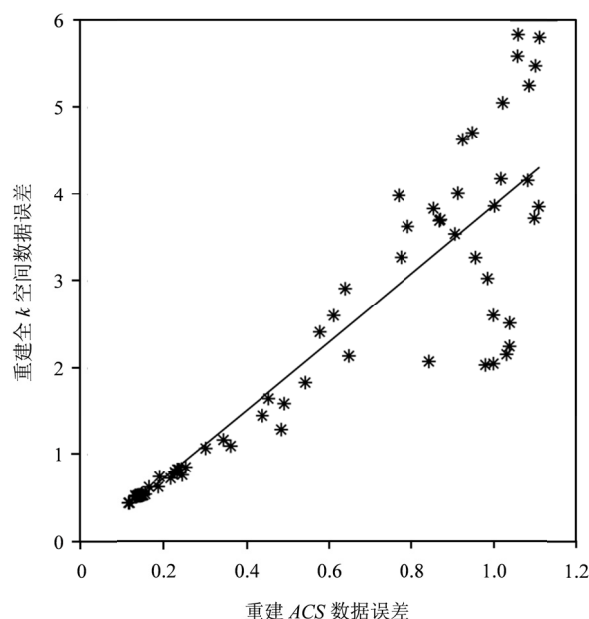


图 3 质子密度数据第一个通道重建全 k 空间数据和重建 ACS 数据的误差图

Fig. 3 The error relationship between the whole k space data and the ACS data reconstructed for the first channel of the spin density-weighted brain data

2 实验方法

使用西门子 TRIO 3T 的超导 MRI 扫描系统, 用 T_1 加权数据和 T_2 加权数据进行实验. 两组数据频率编码方向都 2 倍过采, 先对频率编码进行隔行采样, 得到矩阵大小分别为 (320×320) 和 (324×320) 的数据, 作为我们的全采数据. 在数据欠采时, 相位编码方向用我们所设计的 $R = 3$ 的等间隔的局部模板, 总采样率约为 30%, 其中 k 空间中央采 22 行作为 ACS 数据. 我们将重建结果与现有的 CS-GRAPPA 算法进行比较. 在 CS-GRAPPA 算法先等间隔 ($R = 2$) 采样, 再以 54% 的采样率进行采样, 同时采集 k 空间中心 22 行数据作为 GRAPPA 重建的 ACS 数据. 保证总采样率约为 30%. CS 重建中使用 Split Bregman 算法^[22], 在全变分 (Total Variation, TV) 域进行稀疏约束.

其中 T_1 加权数据扫描线圈为 12 通道头部线圈, 扫描参数为: FOV 为 $220 \text{ mm} \times 220 \text{ mm}$, 层厚为 5 mm, TE 为 3.11 ms, TR 为 120 ms, 空间分辨率为 $0.69 \text{ mm} \times 0.69 \text{ mm}$. 重建过程中, $N = 10$, CS 参数外循环为 20, 内循环次数为 5, 参数 λ 为 23, μ 为 9, 部分保真权重中 $k_1 = 0.2$ 、 $k_2 = 5\ 500$, 误差大于 0.4 的重建模式对应的重建行在部分保真时保真值置为 0.

T_2 加权数据扫描线圈也为 12 通道头部线圈, 扫描参数为: FOV 为 $200 \text{ mm} \times 200 \text{ mm}$, 层厚为 4 mm, TE 为 93 ms, TR 为 6 000 ms, 分辨率为 $0.62 \text{ mm} \times 0.62 \text{ mm}$. 重建过程中, $N = 10$, CS 参数外循环为 20, 内循环次数为 5, λ 为 13, μ 为 6, 部分保真权重中 $k_1 = 0.2$ 、 $k_2 = 500$, 误差大于 0.3 的重建模式对应的重建行在部分保真时保真值置为 0.

为了对图像进行定量评价, 本文使用峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise, $PSNR$)、结构相似性 (Structure Similarity, $SSIM$)^[23] 进行图像评估. 其中 $PSNR$ 是从像素值角度对图像整体进行评估, $SSIM$ 是从图像结构角度进行评估.

3 结果与讨论

图 4 和图 5 分别展示了 T_1 加权数据和 T_2 加权数据的重建结果。图(a)为全采数据的重建图像；图(b)为已有的 CS-GRAPPA 方法重建图；图(c)使用本文提出的方法重建图；图(d)~(f)分别为局部放大图。从重建图和局部放大图中我们能看出，相比于现有的 CS-GRAPPA 算法方法，我们所提出的方法能减少随机伪影，同时细节也更清楚，如放大图中箭头指示的细小血管。

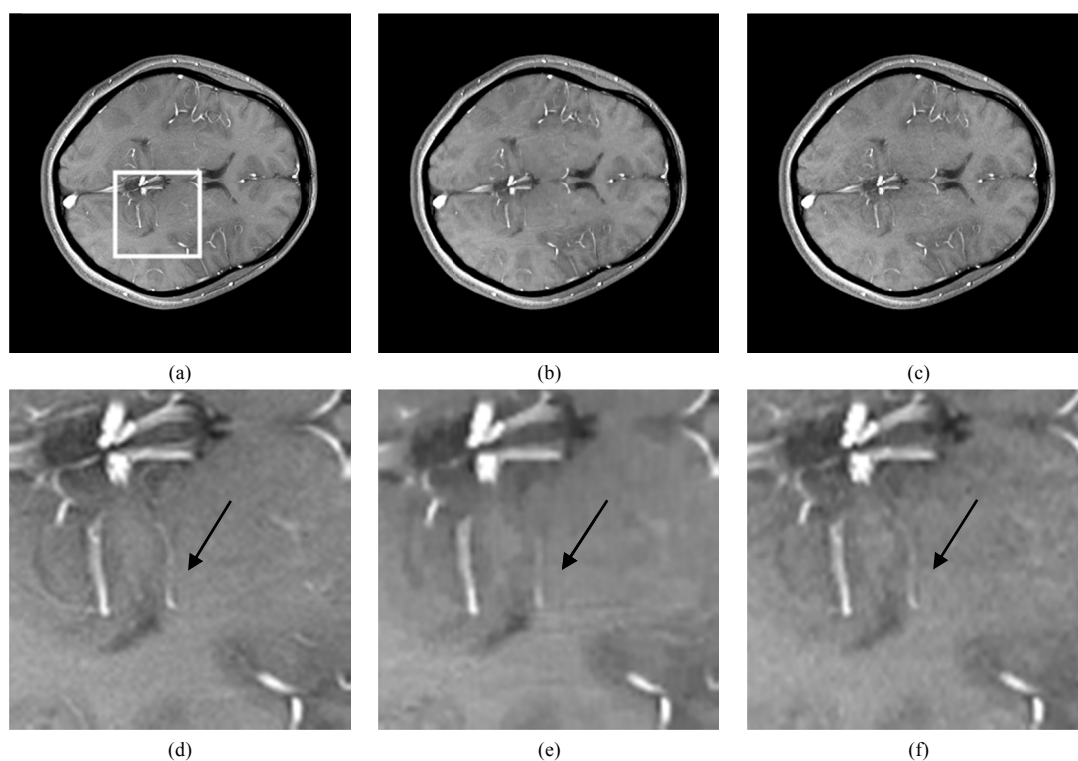


图 4 T_1 加权数据重建结果. (a) T_1 加权数据的全采图；(b) 使用现有的 CS-GRAPPA 算法重建图；(c) 使用本文方法重建图；(d)、(e)和(f)分别是(a)、(b)和(c)的细节放大图

Fig. 4 Reconstruction for T_1 weighted data. (a) T_1 weighted full sampled image; (b) The reconstruction from 30% sampled k space by the existing CS-GRAPPA method; (c) The reconstruction using the proposed method from the same under-sampled k space; (d), (e) and (f) are details of (a), (b) and (c), respectively

表 1 展示了上述两组数据经 CS-GRAPPA 算法和我们所提出的方法的重建后得到的 $PSNR$ 和 $SSIM$ 值，可以看出我们所提出的方法在这两个参数上都优于现有的 CS-GRAPPA 算法。

表 1 使用现有 CS-GRAPPA 算法和本文方法重建 T_1 加权数据和 T_2 加权数据的结果评价

Table 1 $PSNR$ and $SSIM$ for the reconstructed T_1 and T_2 weighted images using the existing CS-GRAPPA and the proposed methods

	T_1 加权数据		T_2 加权数据	
	$PSNR$	$SSIM$	$PSNR$	$SSIM$
现有的 CS-GRAPPA 算法	42.28	0.86	37.06	0.90
本文方法	42.76	0.89	38.32	0.92

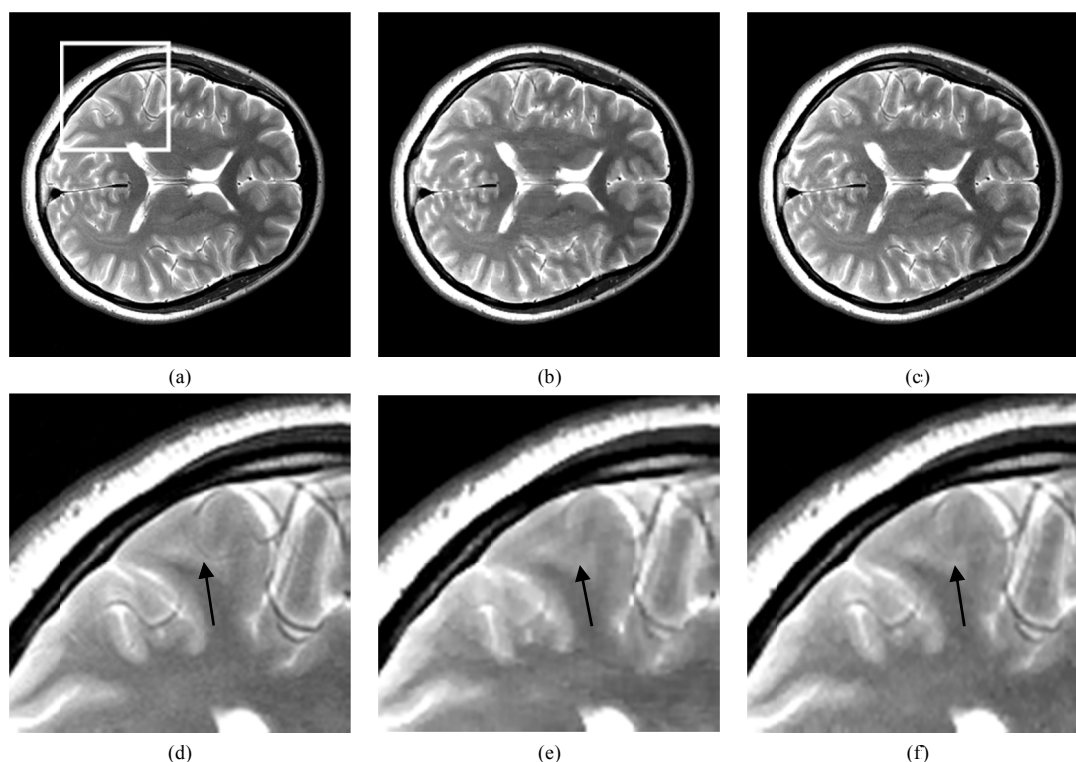


图 5 T_2 加权数据重建结果. (a) T_2 加权数据的全采图; (b) 使用现有的 CS-GRAPPA 算法重建图; (c) 使用本文方法重建图; (d)、(e)和(f)分别是(a)、(b)和(c)的细节放大图

Fig. 5 Reconstruction for T_2 weighted data. (a) T_2 weighted full sampled image; (b) The reconstruction from 30% sampled k space by the existing CS-GRAPPA method; (c) The reconstruction using the proposed method from the same under-sampled k space; (d), (e) and (f) are details of (a), (b) and (c), respectively

4 结论

本文提出了一种新的结合 GRAPPA 和 CS 技术、进一步加速磁共振图像扫描速度的方法. 在数据采样时, 我们兼顾 PI 等间隔性和 CS 随机性的要求, 设计了局部等间隔模板在 k 空间随机放的采样方式; 在数据重建时, 根据欠采行的重建模式, 利用 k 空间中心全采 ACS 数据计算 GRAPPA 算法中相应的重建系数和重建误差, 重建系数用于 GRAPPA 算法中欠采行的填充, 重建误差用于后续的 CS 算法分权重保真中. 实验结果证明: 与现有方法相比, 本文方法能减少随机伪影, 提高图像 PSNR, 还原更多的图像细节.

参考文献:

- [1] 周康荣, 陈祖望. 体部磁共振成像[M]. 上海: 上海医科大学出版社, 2000.
- [2] GAO M, XIE H B, LI Z M, et al. A synchronized compressed sensing scan-reconstruction scheme in magnetic resonance imaging[J]. Chinese J Magn Reson, 2016, 33(2): 257-268.
高芒, 谢海滨, 李智敏, 等. 压缩感知同步扫描重建及其采样方案的研究[J]. 波谱学杂志, 2016, 33(2): 257-268.
- [3] 祖栋林, 高家红. 核磁共振成像[M]. 北京: 北京大学出版社, 2014.
- [4] PRUESSMANN K P, WEIGER M, SCHEIDEgger M B, et al. SENSE : sensitivity encoding for fast MRI[J]. Magn Reson Med, 1999, 42(5): 952-962.

- [5] GRISWOLD M A, JAKOB P M, HEIDEMANN R M, et al. Generalized autocalibrating partially parallel acquisitions (GRAPPA)[J]. Magn Reson Med, 2002, 47(6): 1202-1210.
- [6] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE T Inform Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [7] MAJUMDAR A, WARD R K. On the choice of compressed sensing priors and sparsifying transforms for MR image reconstruction: An experimental study[J]. Signal Process, 2012, 27(9): 1035-1048.
- [8] KUTYNIOK G. Theory and applications of compressed sensing[J]. Gamm-mitteilungen, 2012, 36(1): 79-101.
- [9] LUSTIG M, DONOHO D L, PAULY J M, et al. Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging[J]. Magn Reson Med, 2007, 58(6): 1182-1195.
- [10] LIU B, ZOU Y, YING L. Proceedings of the 5th international conference on information technology and application in biomedicine, in conjunction with the 2nd international symposium & summer school on biomedical and health engineering[C]. Shenzhen: IEEE, 2008.
- [11] ZHAO C, LANG T, JI J. Proceedings of the 16th international society of magnetic resonance in medicine[C]. Toronto: John Wiley & Sons, Inc, 2008.
- [12] LUSTIG M, PAULY J M. SPIRiT: Iterative self-consistent parallel imaging reconstruction from arbitrary k -space[J]. Magn Reson Med, 2010, 64(2): 457-471.
- [13] MURPHY M, ALLEY M, DEMMEK JAMES, et al. Fast L_1 -SPIRiT compressed sensing parallel imaging MRI: scalable parallel implementation and clinically feasible runtime[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2012, 31(6): 1250-1262.
- [14] SHIN P J, LARSON P E, OHLIGER M A, et al. Calibrationless parallel imaging reconstruction based on structured low-rank matrix completion[J]. Magn Reson Med, 2014, 72(4): 959-970.
- [15] LIANG D, LIU B, WANG J, et al. Accelerating SENSE using compressed sensing[J]. Magn Reson Med, 2009, 62(6): 1574-1584.
- [16] KING K, XU D, BRAU A C, et al. Proceedings of the 18th international society of magnetic resonance in medicine[C]. Stockholm: John Wiley & Sons, Inc, 2010.
- [17] CHANG Y, LIANG D, YING L, et al. Nonlinear GRAPPA: A kernel approach to parallel MRI reconstruction[J]. Magn Reson Med, 2012, 68(3): 730-740.
- [18] CHANG Y, KING K F, LIANG D, et al. IEEE 9th international symposium on biomedical imaging[C]. Barcelona: IEEE, 2012.
- [19] BEATTY P J, KING K F, MARINELLI L, et al. Proceedings of the 17th international society of magnetic resonance in medicine[C]. Honolulu: John Wiley & Sons, Inc, 2009.
- [20] WANG Z, WANG J, DETRE J A. Improved data reconstruction method for GRAPPA[J]. Magn Reson Med, 2005, 54(3): 738-742.
- [21] AJA-FERNÁNDEZ S, MARTÍN D G, TRISTÁN-VEGA A, et al. Improving GRAPPA reconstruction by frequency discrimination in the ACS lines[J]. Int J Comput Ass Rad 2015, 10(10): 1699-1710.
- [22] YIN W, OSHER S, GOLDFARB D, et al. Bregman iterative algorithms for l_1 minimization with applications to compressed sensing[J]. Siam J Imaging Sci, 2008, 1(1): 143-168.
- [23] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE T Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.