

## 基于图像块匹配约束的弥散磁共振成像

徐中标, 邓官华, 黄唯

南方医科大学附属广东省人民医院(广东省医学科学院)放疗科, 广东 广州 510080

**【摘要】目的:**改善高加速倍数下弥散加权成像的图像重建质量,从而实现加速采集。**方法:**利用图像块匹配的方法提取弥散图像内相似的图像块,进行低秩特性约束和稀疏约束,随后将其与传统的敏感度编码(SENSE)并行重建算法相结合来改善图像重建质量,降低图像噪声。实验采集两组人体数据,分别比较3倍加速和4倍加速下传统的SENSE重建、基于总变分约束的SENSE(SENSE-TV)重建以及本文方法的重建效果,定量分析弥散图像以及各向异性分数(FA)图与全采样的参考图像的误差。**结果:**在3倍加速和4倍加速采集下,本文方法均比传统的SENSE、SENSE-TV方法重建的弥散图像质量更好,定量分析的参数FA值更精确,误差更低。**结论:**利用图像内相似性图像块的低秩特性和稀疏特性约束图像重建,有望实现高加速倍数下的高质量成像。

**【关键词】**弥散加权成像; 图像重建; 块匹配; 图像约束

**【中图分类号】**R318;R811.1

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2024)10-1237-06

### Diffusion magnetic resonance imaging based on image block matching constraints

XU Zhongbiao, DENG Guanhua, HUANG Wei

Department of Radiation Oncology, Guangdong Provincial People's Hospital (Guangdong Academy of Medical Sciences), Southern Medical University, Guangzhou 510080, China

**Abstract: Objective** To improve the image reconstruction quality of diffusion-weighted imaging with high acceleration factor for accelerating the acquisition. **Methods** Image block matching method was used to extract similar image blocks in diffusion-weighted images for low-rank constraint and sparseness constraint, and it was integrated into the traditional sensitivity encoding (SENSE) parallel reconstruction algorithm to improve image reconstruction quality and reduce image noise. Two sets of human data were collected in the experiments. The reconstructed results using traditional SENSE reconstruction, total variation constraint-based SENSE (SENSE-TV) reconstruction and the proposed method were compared at 3× and 4× accelerations. The errors of the diffusion images and fractional anisotropy (FA) maps with the reference images from fully sampled data were quantitatively calculated. **Results** Compared with traditional SENSE and SENSE-TV methods, the proposed method resulted in the reconstructed diffusion images with higher image quality and lower image errors in the 3× and 4× acceleration experiments. The quantitative analysis showed that the FA calculated by the proposed method was more accurate and had lower errors. **Conclusion** By constraining low-rank and sparseness of similar image blocks from images in reconstruction, it is expected to achieve high image quality under high acceleration factor.

**Keywords:** diffusion-weighted imaging; image reconstruction; block matching; image constraint

### 前言

弥散加权成像(Diffusion Weighted Imaging, DWI)是目前唯一可以无创检测生物组织内水分子扩散运动的磁共振成像技术<sup>[1-2]</sup>。在临床疾病诊断

中,DWI极为重要,已成为临床上脑卒中首选的检查方案。基于对运动不敏感和高采集效率的考虑,当前临床上常用的为单激发的平面回波成像(single shot Echo-Planar-Imaging, ss-EPI)技术<sup>[3-4]</sup>。然而该技术由于相位编码方向采样带宽的限制,在磁场不均匀的地方易发生严重的几何形变<sup>[5]</sup>。另外,由于 $T_2^*$ 衰减效应,长的采样回波链易导致图像模糊<sup>[6]</sup>。因此,ss-EPI技术无法获得高分辨率、低形变的弥散图像,而图像形变和图像模糊会淹没小的临床病灶,不利于临床诊断。

**【收稿日期】**2024-05-19

**【基金项目】**国家自然科学基金(62101144)

**【作者简介】**徐中标,博士,助理工程师,研究方向:医学物理学、医学图像处理,E-mail: xzbiao19890507@126.com

为了改善 ss-EPI DWI 技术成像质量,学者们将其与并行成像技术相结合<sup>[7-10]</sup>,如敏感度编码 (SENStivity Encoding, SENSE) 通过在相位编码方向加速采集,降低该方向上等效采样带宽和回波链的长度,在一定程度上降低图像的形变和模糊。然而,由于线圈几何因子的存在,并行成像技术存在加速倍数的限制,在高加速倍数下,图像解剖结构会被严重的噪声所掩盖<sup>[11]</sup>。因此,对图像的分辨率和形变的改善是有限的。在图像重建框架中引入总变分约束 (Total Variation, TV), 可以进一步改善图像的重建质量,但这种改善仍是有限的<sup>[12]</sup>。

图像常存在信息的冗余性(低秩性)以及变换域中的稀疏特性。利用块匹配 (Block Matching, BM) 方法,对图像内相似性图像块进行各种变换操作和约束,从而实现对图像的冗余性和稀疏性利用。该方法在医学图像去噪领域已取得优异的去噪效果<sup>[13-16]</sup>。在图像重建中引入多种约束可以更好地改善图像重建质量<sup>[17-18]</sup>。基于此,本研究将 BM 方法与传统的 SENSE 并行重建相结合,在欠采样情况下评估其改善图像重建质量的有效性。

# 1 资料与方法

## 1.1 数据采集

招募的 3 名健康志愿者签署了知情同意书,实验得到医学伦理委员会的批准(伦理号:KY-Z-2021-103-03)。志愿者 1 的 MR 扫描在 Philips Achieva 3.0T 的磁共振平台上进行,8 通道的头部线圈和双自旋多激发 EPI 序列<sup>[19]</sup>用来采集 DWI 数据,具体扫描参数如下:成像数据的层厚为 4 mm,扫描视野为 21 cm,2 次平均,b 值为 800,扩散方向数为 10,TR 为 3 s,TE 为 77/138 ms(成像数据/导航回波数据),扫描时间为 4 min 21 s。该志愿者总共执行 2 次扫描,2 次试验完成整个  $k$  空间采集的激发次数分别为 3 次、4 次,层内分辨率均为  $(1.2 \times 1.2) \text{ mm}^2$ ,每组试验只取中间一次激发的数据用于重建方法比较,即 2 组重建试验的加速倍数分别为 3、4,信号平均次数均为 1。

为了进一步验证在高分辨扫描下的重建效果,另外 2 名志愿者也在 MR 平台上进行多激发 EPI 序列扫描,参数如下:成像数据的层厚为 4 mm,扫描视野为 23 cm,线圈通道数为 8,4 次平均,b 值为 800,扩散方向数分别为 6(志愿者 2)和 15(志愿者 3),TR 为 3 s,TE 为 67 ms,完成整个  $k$  空间采集的激发次数为 4 次,层内分辨率均为  $(0.8 \times 0.8) \text{ mm}^2$ 。取中间 1 次激发的数据用于重建方法比较,即重建试验的加速倍数为 4,信号平均次数均为 1。

## 1.2 图像重建

医学图像常存在信息之间的冗余性以及变换域中的稀疏特性。通过 BM 方法,将图像内相似性的二维图像块堆叠成三维矩阵,并对其进行约束,可以同时利用信息之间的冗余性和变换域中的稀疏特性。在本研究中,将 BM 方法引入到传统的 SENSE 并行重建框架中来对图像进行约束,以改善高加速倍数下的图像重建质量,因此将本文提出的方法称为 SENSE-BM,其重建模型为:

$$\hat{m} = \arg \min_m \|R(m)\|_*, \text{ s.t. } k(d) = PFSm(d) \quad (1)$$

其中,  $P$  为欠采样矩阵,  $F$  为快速傅里叶变化操作,  $S$  为线圈敏感度信息,  $k(d)$  和  $m(d)$  分别为扩散方向  $d$  对应的欠采样的  $k$  空间采样数据和重建的扩散磁共振图像,  $R$  为用于构建低秩矩阵的块匹配操作算子。在优化中采用凸集投影方法 (Projection Onto Convex Sets, POCS)<sup>[20]</sup> 进行求解,利用 BM3D<sup>[13]</sup> 方法对  $\min \|R(m)\|_*$  部分进行优化。

图 1 是基于 BM 约束的 SENSE 重建流程图。POCS 算法依次利用 SENSE 方法重建弥散图像,随后利用 BM3D 对弥散图像进行约束优化。通过多次迭代的交替求解上述两个优化问题,直到获得最优的图像重建质量为止,即前后两次迭代重建图像的图像误差小于设定阈值,达到收敛。本研究中,阈值经验性的选择为前后两次重建图像的归一化均方根误差 (normalized Root-Mean-Square-Error, nRMSE) 为 0.001 或者迭代次数达到 100 次。

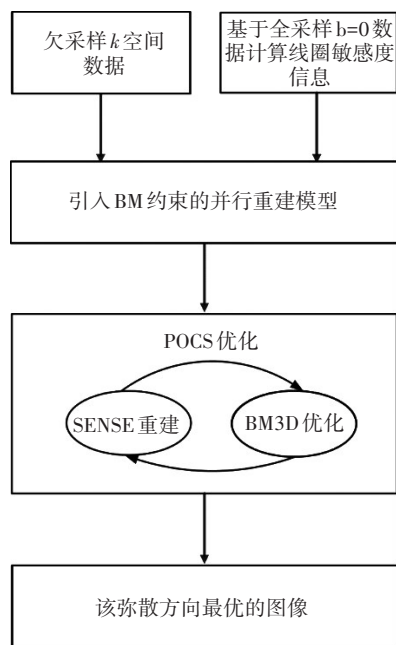


图 1 基于 BM 约束的 SENSE 重建流程图

Figure 1 Flowchart of SENSE reconstruction with block matching constraints

作为对比,降采样的数据分别用传统的 SENSE、TV 约束的 SENSE 重建 (SENSE-TV) 方法进行重建。多激发的全采样数据用 MUSE 算法<sup>[21]</sup>重建后的图像作为参考图像。所有的数据处理过程均在 Matlab R2019b 编程软件上完成,内存 64 GB,处理器 i7-9700K CPU @ 3.20 GHz。

1.3 定量分析

重建后的弥散图像选用 nRMSE 进行定量评估:

$$\text{nRMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{x \in \text{ROI}} (I_{\text{recon}}(x) - I_{\text{ref}}(x))^2}{\sum_{x \in \text{ROI}} (I_{\text{ref}}(x))^2}} \tag{2}$$

其中,  $x$  表示感兴趣区域 (ROI) 内的元素,  $I_{\text{ref}}$  是用全采样数据重建出来并作为参考的图像,  $I_{\text{recon}}$  是降采样数据用上述方法重建的结果。

本研究进行 DTI 分析,定量计算各向异性分数 (Fractional Anisotropy, FA) 的均方根误差 (RMSE):

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{x \in \text{ROI}} (I_{\text{recon}}(x) - I_{\text{ref}}(x))^2}{N_{x \in \text{ROI}}}} \tag{3}$$

其中,  $N$  为 ROI 内像素点的个数。

2 结果

图 2 和图 3 分别展示志愿者 1 的 3 倍加速和 4 倍加速降采样数据用不同方法重建的弥散图像,给出 10 个弥散方向中的 5 个代表性方向的图像。从图中可以看出,在高加速因子采样下,传统的 SENSE 方法重建的图像存在明显的噪声,淹没了大部分的图像解剖结构。由于引入变换域中的 TV 稀疏约束, SENSE-TV 方法一定程度上抑制了降采样带来的噪声,使图像的解剖结构变得清晰。本文提出的方法通过 BM 技术同时对图像的低秩特性 (冗余性) 和稀疏特性进行约束,进一步降低图像的噪声,图像的解剖结构和细节更加清晰。表 1 列出不同方法重建的 10 个弥散方向的示踪加权图像的 nRMSE。定量分析的结果进一步表明,相比传统 SENSE 重建方法,引入图像约束后,重建误差更小。由于 SENSE-BM 方法同时约束图像的低秩性和稀疏性,因此重建的图像更接近参考图像。

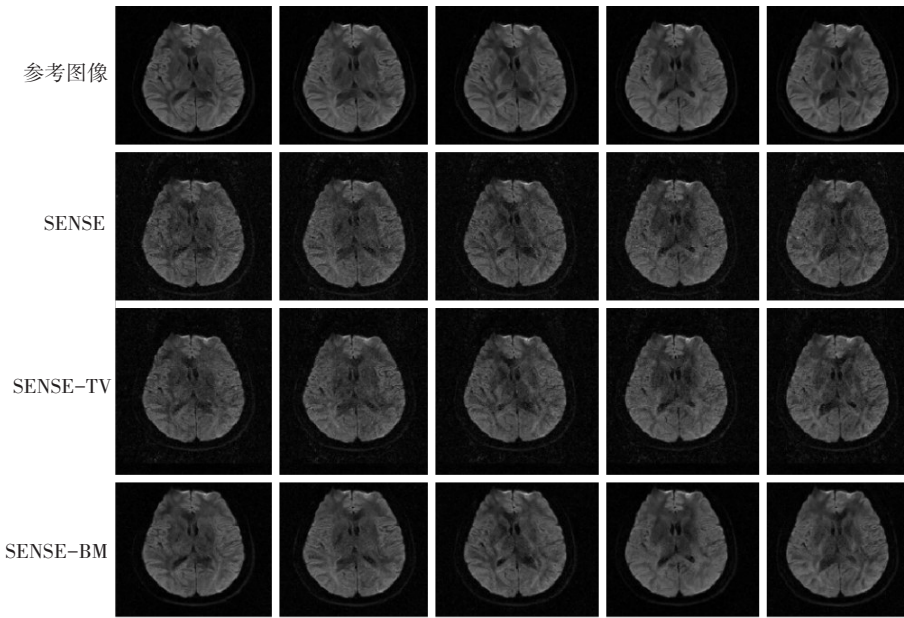


图 2 3 倍加速采样下不同方法重建的 5 个代表性方向的弥散图像  
Figure 2 Five representative diffusion images reconstructed by different methods with an acceleration factor of 3

图 4 和表 2 进一步比较不同重建方法重建的弥散图像计算的 DTI 参数估计结果。从展示的彩色编码的 FA 图 (图 4) 可以看出,本文提出的方法由于更好地抑制了数据欠采样造成的噪声,定量计算的 FA 图更接近参考图。从表 2 给出的定量 FA 的 RMSE 也可以看出,在不同加速倍数下,本文提出的 SENSE-BM 方法计算的 FA 均具有最小的 RMSE 值,最接近于参

考 FA 图。  
图 5 和图 6 分别是采集的志愿者 2 和志愿者 3 高分辨率的 4 倍降采样数据重建结果。从图中展示重建的 6 个方向的弥散图像以及对应的彩色编码的 FA 图可以看出,相对传统的 SENSE 和 SENSE-TV 重建方法,本文提出的 SENSE-BM 方法由于采用 BM 方法,更好地利用图像的冗余性和稀疏特性,重建的弥



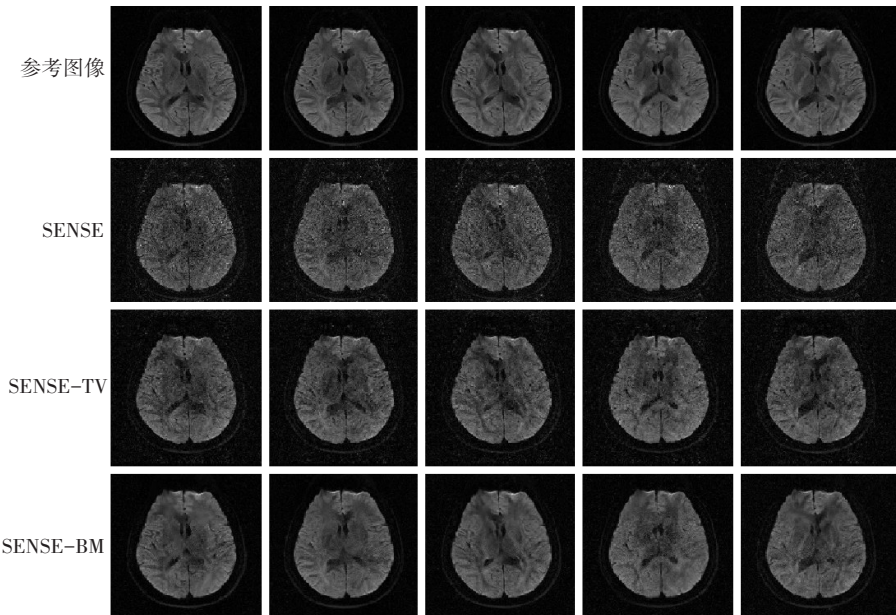


图 3 4 倍加速采样下不同方法重建的 5 个代表性方向的弥散图像

Figure 3 Five representative diffusion images reconstructed by different methods with an acceleration factor of 4

表 1 不同加速倍数下不同方法重建的示踪加权图像的 nRMSE(%)

Table 1 nRMSE of the trace-weighted images reconstructed by different methods with different acceleration factors (%)

加速因子	SENSE	SENSE-TV	SENSE-BM
R=3	24.35	20.84	12.67
R=4	33.41	22.33	13.57

散图像具有更低的噪声水平,保留更好的图像细节。因而,定量分析的 FA 图误差更小。图 5 中,SENSE、SENSE-TV 和 SENSE-BM 方法的 RMSE 值分别为 43.96%、39.32%和 15.68%;图 6 中,SENSE、SENSE-TV 和 SENSE-BM 方法的 RMSE 值分别为 29.45%、22.04%和 11.35%。

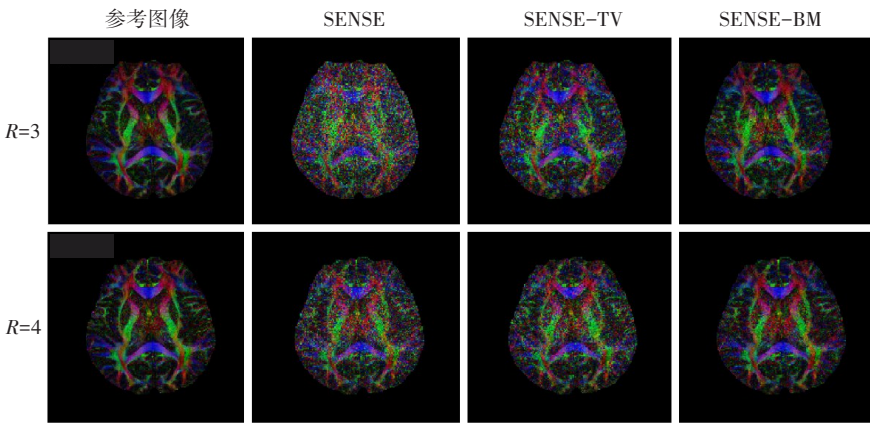


图 4 不同加速倍数下用不同处理方法获得的彩色编码的 FA 图

Figure 4 Color-coded FA maps reconstructed by different methods with different acceleration factors

表 2 不同加速倍数下不同处理方法获得的 FA 图的 RMSE(%)

Table 2 RMSE of FA maps reconstructed by different methods with different acceleration factors (%)

加速因子	SENSE	SENSE-TV	SENSE-BM
R=3	19.47	17.23	11.09
R=4	28.82	20.11	11.80

### 3 讨论

本研究提出一种基于图像块匹配约束的并行重建框架,以此来改善高加速倍数采集下的弥散图像质量。该方法通过块匹配方法寻找图像内的相似图像块,对其进行低秩约束以及变换域内的稀疏约束,随后将其嵌套入传统的 SENSE 并行重建框架中,以

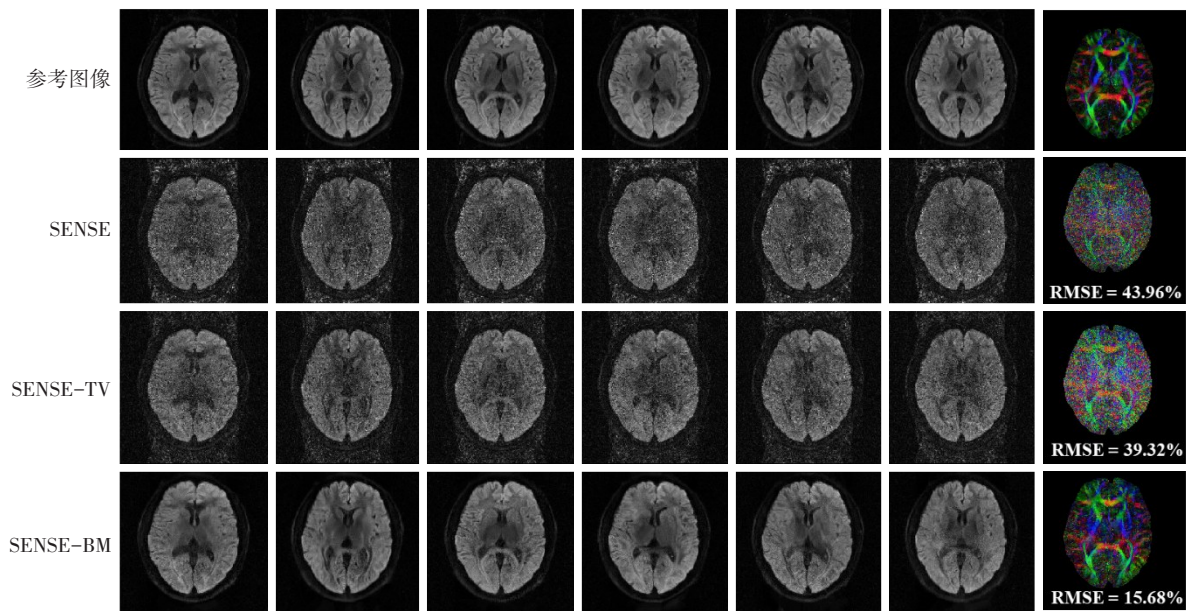


图5 志愿者2在4倍加速采样下不同方法重建的6个方向的弥散图像和对应的彩色编码的FA图

Figure 5 Six diffusion images and the corresponding color-coded FA maps reconstructed by different methods with an acceleration factor of 4 (volunteer 2)

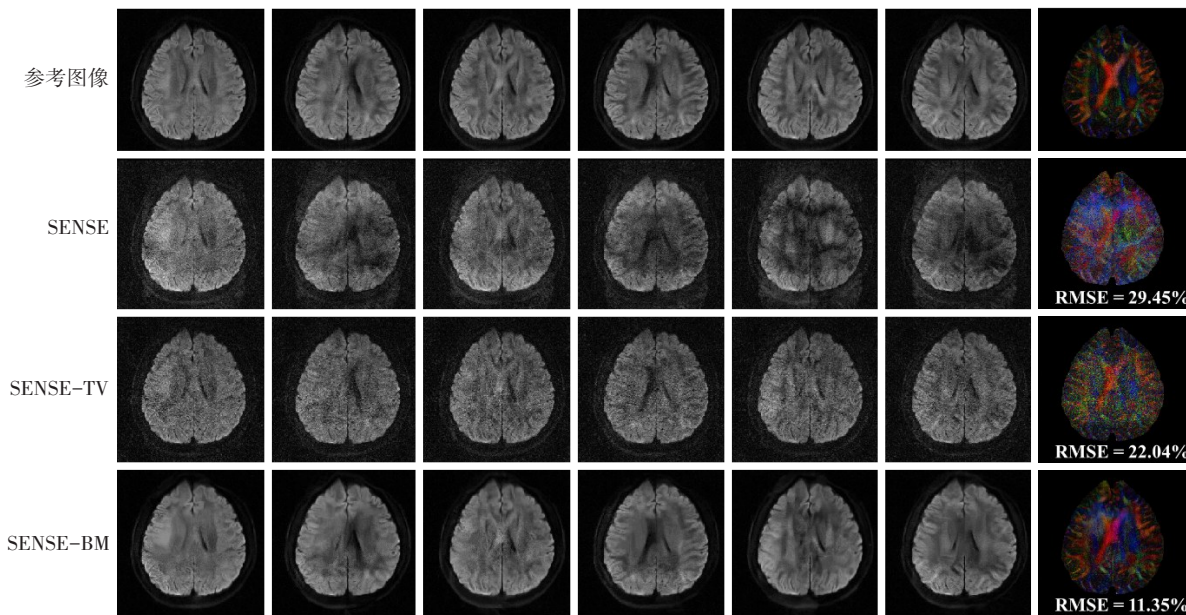


图6 志愿者3在4倍加速采样下不同方法重建的6个方向的弥散图像和对应的彩色编码的FA图

Figure 6 Six diffusion images and the corresponding color-coded FA maps reconstructed by different methods with an acceleration factor of 4 (volunteer 3)

此来改善并行重建的图像质量。不同加速倍数下的试验结果均表明,本文提出的重建方法可以有效地改善高加速采样下的弥散图像质量,获得更高精度的DTI参数估计。与传统的SENSE重建方法相比,在重建框架中引入约束信息,可以明显改善图像的重建质量,因此SENSE-TV和SENSE-BM重建的图像噪声水平更低、误差更小。相比单纯的TV平滑性

约束(空间差分域稀疏性约束),本研究提出的方法通过块匹配方法寻找图像内的相似图像块,同时进行冗余性以及变换域内的稀疏约束。因此,本文提出的SENSE-BM方法比SENSE-TV方法重建的图像质量更高。

目前,在4倍加速采样下,本文方法重建的图像噪声水平仍旧偏大,模糊了图像的部分细节。后续



的研究中可以结合多层同时激发技术,在一次激发中同时采集多个层面的数据,以改善数据的采集效率和图像的信噪比<sup>[22-23]</sup>。另外,本研究仅利用单幅图像内的信息进行约束;而在临床中,DWI扫描常会采集多个弥散方向以及多个b值弥散图像,这些弥散图像之间也存在信息的冗余性。清华大学郭华课题组已证明不同弥散方向的图像间存在稀疏特性,在重建中引入该特性可以明显改善图像的重建质量和参数估计精度<sup>[24]</sup>。在接下来的研究中,将会引入一些新的先进的采样方式,并将不同弥散方向、不同b值的图像间的冗余信息通过BM约束引入到重建框架中,以进一步改善高加速采样下的图像质量<sup>[25-27]</sup>。

## 【参考文献】

- [1] Le Bihan D, Breton E, Lallemand D, et al. MR imaging of intravoxel incoherent motions: application to diffusion and perfusion in neurologic disorders[J]. *Radiology*, 1986, 161(2): 401-407.
- [2] Moseley ME, Cohen Y, Kucharczyk J, et al. Diffusion-weighted MR imaging of anisotropic water diffusion in cat central nervous system [J]. *Radiology*, 1990, 176(2): 439-445.
- [3] Anderson AW, Gore JC. Analysis and correction of motion artifacts in diffusion weighted imaging [J]. *Magn Reson Med*, 1994, 32(3): 379-387.
- [4] Ordidge RJ, Helpert JA, Qing ZX, et al. Correction of motional artifacts in diffusion-weighted MR images using navigator echoes[J]. *Magn Reson Imaging*, 1994, 12(3): 455-460.
- [5] Jezzard P, Balaban RS. Correction for geometric distortion in echo planar images from B0 field variations[J]. *Magn Reson Med*, 1995, 34(1): 65-73.
- [6] Farzaneh F, Riederer SJ, Pelc NJ. Analysis of T<sub>2</sub> limitations and off-resonance effects on spatial resolution and artifacts in echo-planar imaging[J]. *Magn Reson Med*, 1990, 14(1): 123-139.
- [7] Bammer R, Keeling SL, Augustin M, et al. Improved diffusion-weighted single-shot echo-planar imaging (EPI) in stroke using sensitivity encoding (SENSE)[J]. *Magn Reson Med*, 2001, 46(3): 548-554.
- [8] Jaermann T, Crelier G, Pruessmann KP, et al. SENSE-DTI at 3T[J]. *Magn Reson Med*, 2004, 51(2): 230-236.
- [9] Kamal O, McTavish S, Harder FN, et al. Noise reduction in diffusion weighted MRI of the pancreas using an L1-regularized iterative SENSE reconstruction[J]. *Magn Reson Imaging*, 2022, 87: 1-6.
- [10] Bode M, Zhang S, Terwolbeck MN, et al. Liver diffusion-weighted MR imaging with L1-regularized iterative sensitivity encoding reconstruction based on single-shot echo-planar imaging: initial clinical experience[J]. *Sci Rep*, 2022, 12(1): 12468.
- [11] Pruessmann KP, Weiger M, Scheidegger MB, et al. SENSE: sensitivity encoding for fast MRI[J]. *Magn Reson Med*, 1999, 42(5): 952-962.
- [12] Rudin LI, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D*, 1992, 60(1/4): 259-268.
- [13] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [14] Zhang XY, Xu ZB, Jia N, et al. Denoising of 3D magnetic resonance images by using higher-order singular value decomposition[J]. *Med Image Anal*, 2015, 19(1): 75-86.
- [15] 徐朴, 郭莉, 冯衍秋, 等. 基于高阶奇异值分解和Rician噪声校正模型的扩散加权图像去噪算法[J]. *南方医科大学学报*, 2021, 41(9): 1400-1408.
- [16] Xu P, Guo L, Feng YQ, et al. A diffusion-weighted image denoising algorithm using HOSVD combined with Rician noise corrected model [J]. *Journal of Southern Medical University*, 2021, 41(9): 1400-1408.
- [17] Ma XD, Ugurbil K, Wu XP. Denoise magnitude diffusion magnetic resonance images via variance-stabilizing transformation and optimal singular-value manipulation[J]. *Neuroimage*, 2020, 215: 116852.
- [18] Haldar JP. Low-rank modeling of local k-space neighborhoods (LORAKS) for constrained MRI[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2014, 33(3): 668-681.
- [19] Zhao B, Lu WM, Hitchens TK, et al. Accelerated MR parameter mapping with low-rank and sparsity constraints[J]. *Magn Reson Med*, 2015, 74(2): 489-498.
- [20] Jeong HK, Gore JC, Anderson AW. High-resolution human diffusion tensor imaging using 2-D navigated multishot SENSE EPI at 7T[J]. *Magn Reson Med*, 2013, 69(3): 793-802.
- [21] Samsonov AA, Kholmovski EG, Parker DL, et al. POCSENSE: POCs-based reconstruction for sensitivity encoded magnetic resonance imaging[J]. *Magn Reson Med*, 2004, 52(6): 1397-1406.
- [22] Chen NK, Guidon A, Chang HC, et al. A robust multi-shot scan strategy for high-resolution diffusion weighted MRI enabled by multiplexed sensitivity-encoding (MUSE)[J]. *Neuroimage*, 2013, 72: 41-47.
- [23] Gagoski BA, Bilgic B, Eichner C, et al. RARE/turbo spin echo imaging with simultaneous multislice wave-CAIPI [J]. *Magn Reson Med*, 2015, 73(3): 929-938.
- [24] Stimberg R, Stöcker T. Segmented K-space blipped-controlled aliasing in parallel imaging for high spatiotemporal resolution EPI[J]. *Magn Reson Med*, 2021, 85(3): 1540-1551.
- [25] Shi XW, Ma XD, Wu WC, et al. Parallel imaging and compressed sensing combined framework for accelerating high-resolution diffusion tensor imaging using inter-image correlation [J]. *Magn Reson Med*, 2015, 73(5): 1775-1785.
- [26] Liao CY, Bilgic B, Tian QY, et al. Distortion-free, high-isotropic-resolution diffusion MRI with gSlider BUDA-EPI and multicoil dynamic B0 shimming[J]. *Magn Reson Med*, 2021, 86(2): 791-803.
- [27] Chen Z, Liao C, Cao X, et al. 3D-EPI blip-up/down acquisition (BUDA) with CAIPI and joint Hankel structured low-rank reconstruction for rapid distortion-free high-resolution T<sub>2</sub>\* mapping [J]. *Magn Reson Med*, 2023, 89(5): 1961-1974.
- [28] Liao CY, Yarach U, Cao XZ, et al. High-fidelity mesoscale *in-vivo* diffusion MRI through gSlider-BUDA and circular EPI with S-LORAKS reconstruction[J]. *Neuroimage*, 2023, 275: 120168.

(编辑:陈丽霞)