

参考制导的压缩感知快速磁共振重建方法

管春, 朱庆永

重庆邮电大学光电工程学院, 中国 重庆 400065

【摘要】磁共振成像相比于CT以及Ultrasound等手段,具有无辐射损害、较高软组织分辨力以及多方位成像的优势,但耗时的数据采集过程,一直是限制其广泛应用的主要瓶颈。压缩感知技术旨在通过少量非相干性采样数据较大概率地实现原始图像的快速精确重建。本文提出一种的基于参考制导的压缩感知快速磁共振重建方法,该方法基于预先采集的参考图像信号强度分布以及梯度方向信息,给出两种新的稀疏约束,以便进一步提升重建质量,尤其是在边缘区域。作者通过参数成像以及多对比度扫描数据实验,验证了所提方法在图像伪影抑制以及边缘恢复方面的优良性能。

【关键词】压缩感知;磁共振成像;图像重建;参考制导;边缘恢复

【中图分类号】R445.2;TP391

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2016)03-0217-05

Reference-guided Reconstruction Method for Fast Compressed Sensing MRI

Guan Chun, Zhu Qingyong

Chongqing University of Posts and Telecommunications, College of Optoelectronic Engineering, Chongqing, 400065, China

Abstract: Magnetic Resonance Imaging (MRI) has the advantages of non-radiative damage, high soft-tissue resolution and multi direction imaging compared to CT and Ultrasound. However, the process of data acquisition is time consuming, which is a major bottleneck of limiting its wide utilization. The compressed sensing (CS) technology is aimed to use a few non-coherent sampled data to fast reconstruct original image in larger probability. A reference-guided fast CS-MRI reconstruction method was proposed in the paper. Specifically, we take enough advantage of signal intensity distribution and the gradient orientation information from the pre-collected reference image to propose two new sparsity constraints and improve the quality of reconstruction, especially in terms of edge area. We show that the proposed method has better performances of edge-persevering and artifacts suppression by the experiments of parametric imaging and multiple contrast datasets.

Key words: compressed sensing; magnetic resonance imaging; image reconstruction; reference guided; edge recovery

前言

磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)是利用核磁共振原理对人体特定组织器官进行静态或者动态成像,从而获得临床诊断所需的机能指标以及病变信息。磁共振成像的数据采样机制可数学描述为:

$$d(\mathbf{k}) = \int \rho(\mathbf{r}) e^{-i2\pi\mathbf{k}\mathbf{r}} d\mathbf{r} + n(\mathbf{k}) \quad (1)$$

这里 $\rho(\mathbf{r})$ 表示目标图像的自旋密度分布函数, $n(\mathbf{k})$ 表示伴随噪声,通常满足复高斯分布。 \mathbf{k} 和 \mathbf{r} 分别

表示 \mathbf{k} 空间以及图像域的索引。将上式(1)通过简单离散化可得:

$$d = \mathbf{F}\rho + n \quad (2)$$

其中, $\rho \in C^{N \times 1}$ 为目标图像矩阵, $d \in C^{N \times 1}$ 表示 \mathbf{k} 空间采样数据, $\mathbf{F} \in C^{M \times N}$ 为傅立叶编码矩阵, N 和 M 分别表示图像索引以及数据采样个数。传统基于傅里叶编码的成像方法需要满足Nyquist采样定律,而这种满足Nyquist定律的采样机制耗时较长,如一张 256×256 的单幅大脑灌注图扫描时间需要12 min左右,这极大地限制了包括动态对比增强、弥散加权成像以及磁共振血管造影等在内的多种高级临床应用。而近年兴起的基于压缩感知(Compressed Sensing, CS)框架^[1]的快速重建方法则是运用少量非相干采样的数据 d 高效恢复出原始图像 ρ ,从而有效减少前

【收稿日期】2015-12-13

【基金项目】重庆市教委科学技术研究项目(KJ130507)

【作者简介】管春(1976-),博士,副教授,主要研究方向:信号处理与模式识别等。E-mail: guanchun@cqupt.edu.cn

端采集时间,释放即时成像的压力。

压缩感知技术的实现需要满足的三个条件,即信号稀疏性,采样非相干性,重建算法高效性。经典的CS-MRI方法^[2]能够在提高成像效率的同时提供较好的图像恢复效果,但传统重建框架中单纯使用凸松弛处理的 L_1 范数稀疏约束并不能得到信号稀疏极限,并且 L_1 范数的稀疏惩罚依赖于像素的幅值,图像幅值较大的边缘区域往往重建不足。Candes等^[3]早前针对此问题,给出一种迭代再加权的 L_1 范数约束,即通过权重不断平衡或修正 L_1 范数的实际惩罚程度,在理论上非线性逼近 L_0 范数的稀疏约束能力。但此方法对于权函数以及校正参数的选择存在主观性,而且最终重建性能受限于首次迭代结果。不难知道,MRI许多应用中需要对于病患实施多参数/对比度成像,以便提供丰富的临床影像信息。某一参数或对比度下的高分辨率图像是可以预先得到的,该图像被称为参考图像。由于参考图像与目标图像来源于同一扫描区域,因而两者间存在大量相似的解剖结构信息,这些形态学信息可以提取辅助后续重建。比如说,数据共享(Data-Sharing)方法^[4-6]则将参考图像耦合到谐波基函数,得到目标图像的广义级数表达;Bilgic等^[7]探究参考图像与目标图像信号间的相似统计分布;Haldar等^[8-9]则基于参考图像的解剖先验权重,实现图像去噪增强。这些方法更多的是利用已有的参考图像信息快速估计目标图像或者提高目标图像的信噪比,忽略了参考信息在CS框架下改善目标图像的稀疏性能的可能。本文则启发于Haldar等人的工作,将来自参考图像的先验权重用于修正 L_1 范数的稀疏约束不均问题。但实际来看,由于参考图像的采集往往使用不同采样序列或对比度机制,图像间的空间强度分布无法保证足够一致,那么这种相对粗放的重建假设依然会带来偏差。为了进一步提高重建效果,本文作者另新引入关于方向信息的稀疏先验。具体地讲,即假设目标图像中梯度方向的切方向在参考图像中相应位置的法方向上的投影是稀疏的,本质上为了保证参考图像和目标图像的方向保持一致,从而引入参考图像的边缘方向信息。

综上所述,本文旨在利用参考图像信息(信号强度以及梯度方向)给出具有参考指导的新稀疏约束思路,以便提高压缩感知技术的重建质量与效率。

1 方法

基于 L_1 范数约束经典CS-MRI方法函数模型可

以写为:

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

其中, F_u 表示傅里叶欠采样算子, Ψ 表示某稀疏变换算子, $\|\cdot\|_1$ 表示 L_1 范数。正则化参数 λ 则用于控制稀疏约束的程度。基于上述CS- L_1 范数框架的迭代再加权方法(IRwL₁)^[3]则是采用每一次迭代期间的重建结果更新权重,不断改善CS- L_1 方法稀疏约束不均的本质缺陷,从而获得更优的重建结果。IRwL₁方法数学模型为:

$$\rho^j = \arg \min_{\rho} \|F_u \rho - d\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{w}^j \Psi \rho\|_1 \quad (4)$$

$$\mathbf{w}_i^{j+1} = \frac{1}{|\Psi \rho^j|_i + \epsilon}$$

这里 \mathbf{w} 表示权重矩阵, i 和 j 分别表示元素索引以及迭代次数。为了保证权重的存在性, ϵ 代表某个固定的正常数,但自适应选择合适的 ϵ 是不易的。另外IRwL₁方法对于首次重建结果较为敏感,一个高倍率欠采情况下,相对糟糕的首次重建就会严重影响后续结果。而本文给出新的用于修正稀疏约束的权重^[10]只依赖于参考图像,一方面无需面对校正参数的选择问题,另一方面摆脱首次结果的不利影响。

其权重具体计算公式可为:

$$\mathbf{w}_i = \begin{cases} \frac{1}{|\Psi v|_i}, & |\Psi v|_i \geq \tau \\ \omega_{\max}, & |\Psi v|_i < \tau \end{cases} \quad (5)$$

这里 v 表示全采样的参考图像, τ 表示阈值。与迭代再加权方法类似,这里选择变换系数的倒数作为权重,使得尖锐以及光滑区域得到同等的稀疏惩罚,并且实验发现阈值在一定范围内的选取不显著改变最终结果。

基于参考图像的梯度方向投影^[10](Gradient Orientation Projection, GOP)本质上可以间接通过约束目标图像中梯度方向的切向量与参考图像中相应位置的法向量相垂直实现。首先,定义两类梯度方向:

$$\nabla \rho = [\rho_x, \rho_y]; \quad \varepsilon_\rho = [-\rho_y, \rho_x]$$

其中, ρ_x 和 ρ_y 分别表示水平和竖直坐标方向向量。如图1所示, $\nabla \rho$ 则表示某一空间位置结构边缘的切向向量,而 ε_ρ 表示相应的法向向量,并有:

$$\langle \nabla \rho, \varepsilon_\rho \rangle = 0 \quad (6)$$

其中, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示向量内积。而某种内积表达 $\langle \nabla \rho, \varepsilon_v / |\nabla v| \rangle$ 则可看作内积空间里 $\nabla \rho$ 在参考方向 ε_v 上的投影变换 T ,内积值即代表变换系数,因参考图像 v 与目标图像 ρ 的解剖结构高度吻合,所以变换系数不乏稀疏特征。变换 T 中 $|\cdot|$ 表示取模运算, $/$ 表示

点除操作。参考图像对应法向向量的归一化处理是为了只提取其解剖结构的方向信息。本文考虑到 L_2 范数的良好拟合以及文献^[9]的权重处理思想, 给出类似 L_1 范数稀疏能力的加权 L_2 范数约束。方向权重 w 定义为: $w_i = \min(1/\sqrt{|\nabla v|_i}, w_{\max})$ 。综合上述两种稀疏新约束的CS-w L_1 -wGOP重建模型即为:

$$\hat{\rho} = \arg \min_{\rho} \|F_u \rho - d\|_2^2 + \lambda_1 \|w_{intensity} \Psi \rho\|_1 + \lambda_2 \sum_{FOV} \|w_{orientation} \langle \nabla \rho, \varepsilon_v / |\nabla v| \rangle\|_2^2 \quad (8)$$

其中, $w_{intensity}$ 和 $w_{orientation}$ 分别表示用于提高信号强度稀疏的权重矩阵及约束某一方向投影稀疏的权重。本文采用含回溯处理的非线性共轭梯度算法^[2]搜索全局最优解。

2 实验

2.1 实验设置

本文使用两组 *in-vivo* 大脑数据验证所提方法的优越性。一组是添加噪声(SNR=8.8 dB)的参数成像大脑数据集, 如图1所示。该数据采用快速自旋回波序列[图像矩阵大小 256×256 , 成像视野 FOV $192 \times 192 \text{ mm}^2$, 层厚 3 mm, 带宽 362Hz/pixel]。实验中选择两幅图像分别作为目标图像以及参考图像, 用于单独验证GOP约束的图像去噪保边能力。另一组数据则为多对比度扫描大脑数据集, 一个预先获得的质子密度加权图像作为参考图像, 随后扫描的 T_1 加权图像为目标图像, 如图2所示。该数据同样采用快速自旋回波序列[图像矩阵大小 384×324 , 成像视野 FOV $230 \times 187 \text{ mm}^2$, 层厚 5 mm, 带宽为 123.26Hz/pixel]。本文运用不同欠采率的一维($R=2, 3, 4$)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加速采样的 k 空间数据, 目前基于非笛卡尔坐标的快速采样模式(螺旋采样以及径向采样)本文尚不涉及。

2.2 方法比较

作者出于对参考权重指导重建思路的考虑, 优先选择基于全变差的迭代再加权 L_1 约束方法(IRw L_1)以及上述讨论的基于全变差的参考加权 L_1 约束方法(CS-w L_1)作为比较方法。这里全变差均为各向异性类型。以这种各向异性类型构造的正则化项往往更适用于最小优化问题, 另外针对本文分段光滑的大脑图像, 各项异性更易于强化其稀疏本质。

所有重建方法均是基于Matlab2012仿真平台来实现。另外, 作者为了强调各个方法模型的优劣, 对所有的正则化参数进行了最优调整, 并且迭代次数

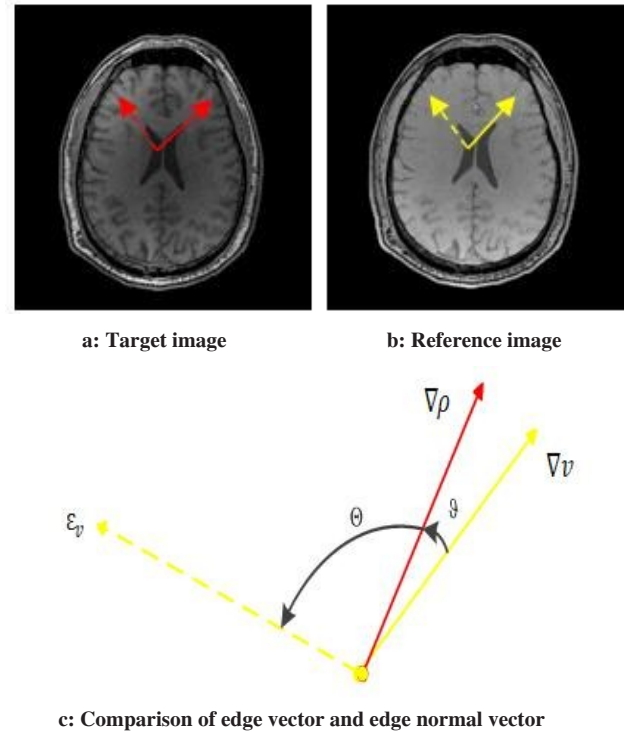


图1 具有相似解剖结构的参数成像

Fig.1 Parametric imaging with similar anatomical structure

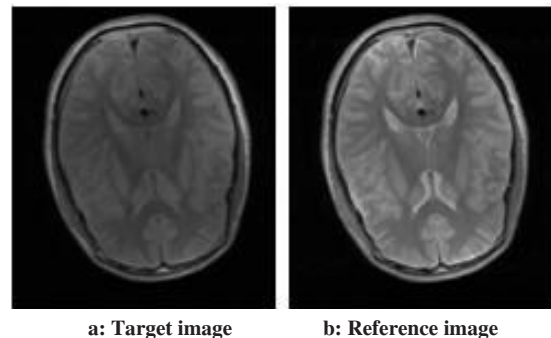


图2 多对比度扫描实验数据

Fig.2 Multi-scan experimental data

统一设置为200次, 以保证每个方法得到各自最终收敛解。图像相对误差指标用于定量地评估图像重建质量, 该指标定义为: $\|\rho - \hat{\rho}\|_2 / \|\rho\|_2$ 。其中 ρ 表示全采样的标准图像, $\hat{\rho}$ 是欠采样的重建图像。

3 结果

对于一维重建的情况(如图3所示), IRw L_1 方法在经过3次迭代后依然存在明显的混叠伪影, 并严重丢失边缘细节。CS-w L_1 方法则在引入全采样的参考图像强度信息后, 以及规避了首次重建结果带来的负面影响, 恢复效果得到明显改善, 但伪影抑制依然不足。本文所提CS-w L_1 -wGOP方法则显著优于其他方法, 在 $R=4$ 的高倍率欠采情况下, 大量的边缘细节依然得够得到有效恢复。关于二维欠采样结果(如

图4所示),所有方法对于块状伪影的抑制均较为明显,但IRwL_i以及CS-wL_i都存在过度光滑的现象,尖锐的边缘恢复较差,而本文所提方法在细节保留以及伪影抑制方面依然做到最好平衡。为了单独考察方向投影稀疏约束的去噪保边能力,作者在图5中给出添加较强复数噪声的图像去噪结果。不难发现,通过方向约束优化的图像在显著去除噪声的同时能够有效保留边缘信息。图6的重建误差曲线中,同样可以观察到本文方法在高倍欠采情况下的准确重建能力以及较强的重建鲁棒性。值得注意的是,本文方法CS-wL_i-wGOP对于参考图像的质量要求较高,尤其依赖于目标图像以及参考图像的支撑匹配程度,因此作者还给出参考图像存在移位情况的3倍加速重建实验,左上各移位5个像素用于模拟实际的大脑成像时的刚性位移,具体结果如图7所示。CS-wL_i-wGOP重建误差相比IRwL_i以及CS-wL_i依然保持较低的水平,其结果对应的重建误差图也再次说明了本文所提方法具有一定的抗干扰能力,这对于实际应用来说无疑是重要的。

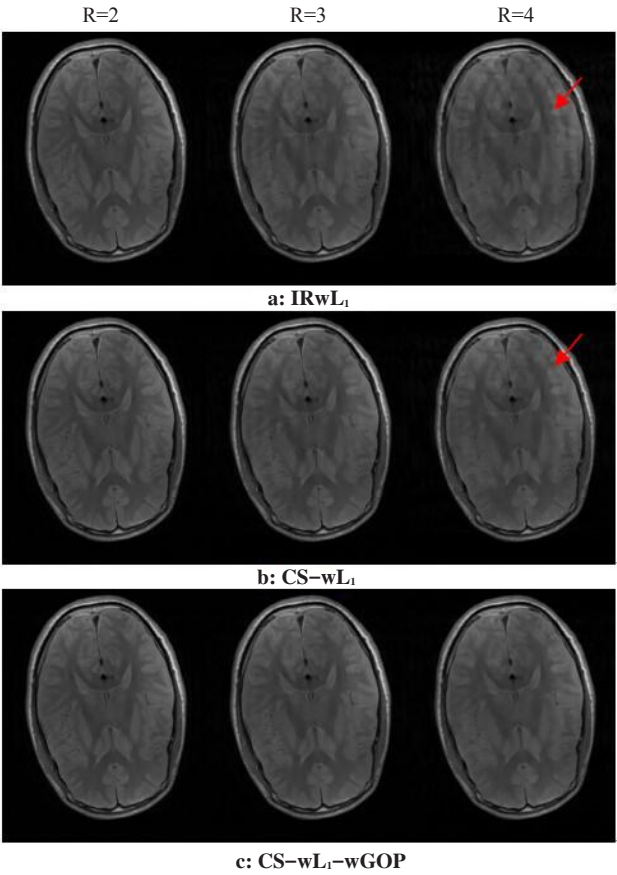


图3 一维相位编码欠采样重建实验对比(R=2, 3, 4)
Fig.3 Reconstruction results of one-dimensional (1D) under-sampling pattern at reduction factors of 2, 3 and 4

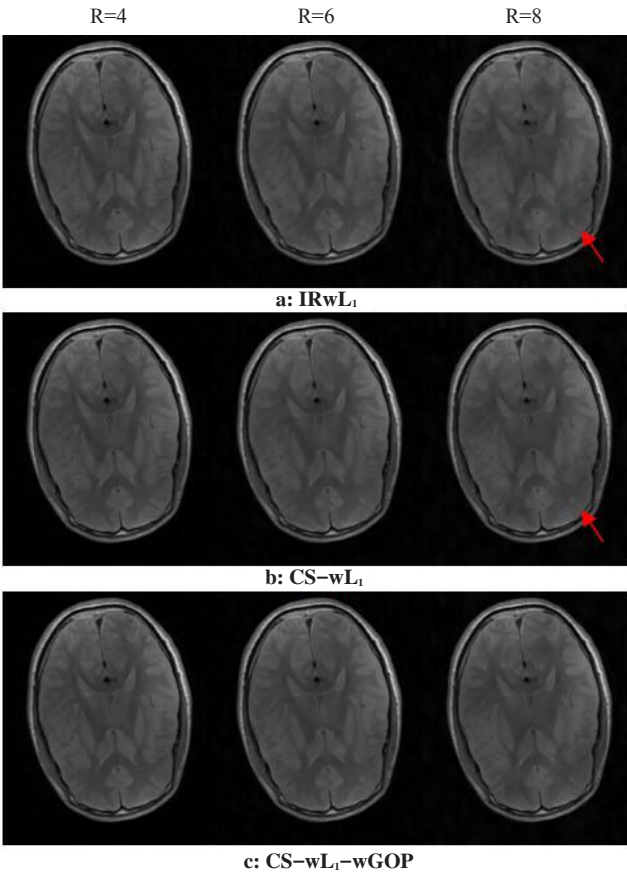


图4 二维相位编码欠采样重建实验对比(R=4, 6, 8)
Fig.4 Reconstruction results of 2D under-sampling pattern at reduction factors of 4, 6 and 8

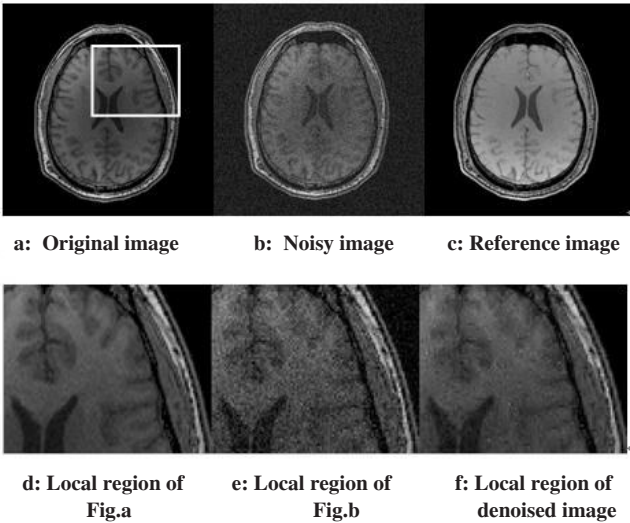


图5 梯度方向先验约束去噪
Fig.5 Denoising of GOP

4 结 论

本文提出了基于两种新稀疏约束的CS-MRI重建框架,一方面利用参考图像的信号强度设计新的稀疏加权重,另一方面利用参考图像方向信息,构造方向投影的稀疏性约束。通过参数成像数据以及

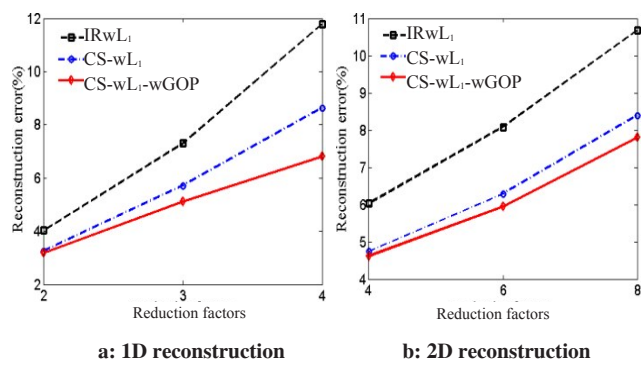


图6 不同模型在不同欠采样倍率下的重建误差曲线

Fig.6 Reconstruction error curves of IRwL₁, CS-wL₁ and CS-wL₁-wGOP methods with 1D and 2D undersampling

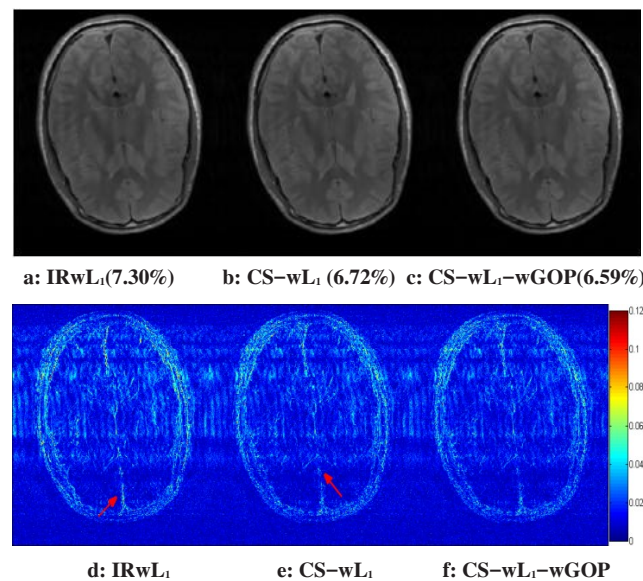


图7 向左向上各移位5个元素后所提方法的表现

Fig.7 Performance of the proposed methods with moderate upper left motion (5 pixels)

多对比度扫描数据实验,本文所提方法较传统CS-MRI方法表现出更强的伪影及噪声抑制能力。未来作者工作将集中研究参考图像的刚性及非刚性运动的校正问题,以及考虑如何将方向投影稀疏推广到磁共振图像联合重建^[11]或者并行成像框架^[12-13]

中,以便进一步减少数据采样,提高图像重建质量。

【参考文献】

[1] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. IEEE Trans Inform Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.

[2] LUSTIG M, DONOHO D, PAULY J M. Sparse MRI: the application of compressed sensing for rapid mr imaging[J]. Magn Reson Med, 2007, 58(6): 1182-1195.

[3] CANDLES J, WAKIN M B, BOYD S P. Enhancing sparsity by reweighted l1 minimization[J]. J Fourier Anal Appl, 2008, 14(5): 877-905.

[4] TSAO J, BEHNIA B, WEBB A G. Unifying linear prior-information driven methods for accelerated image acquisition[J]. Magn Reson Med, 2001, 46(4): 652-660.

[5] YUN S, OH S S, HAN Y, et al. High-resolution fMRI with higher order generalized series imaging and parallel imaging techniques (hgs parallel)[J]. J Magn Reson. Imaging, 2009, 29(4): 924-936.

[6] LAM F, HALDAR J P, LIANG Z P. Motion compensation for reference constrained image reconstruction from limited data[C]. Int IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, 2011: 73-76.

[7] BILGIC B, GOYAL V K, ADAL E. Multi-contrast reconstruction with Bayesian compressed sensing[J]. Magn Reson Med, 2011, 66 (6): 1601-1615.

[8] HALDAR J P, WEDEEN V J, NEZAMZADEH M. Improved diffusion imaging through SNR-enhancing joint reconstruction[J]. Magn Reson Med, 2013, 69(1): 277-289.

[9] HALDAR J P, HERNANDO D, LIANG Z P. Anatomically constrained reconstruction from noisy data [J]. Magn Reson Med, 2008, 58(7): 810-818.

[10] WANG L, LU K, LIU P. Compressed sensing of a remote sensing image based on priors of the reference image [J]. IEEE Geos Remo Sens Lett, 2015, 12(4): 736-740.

[11] MAJUMDAR A, WARD R. Joint reconstruction of multi-echo MR images using correlated sparsity[J]. Magn Reson Imaging, 2011, 29(7): 899-906.

[12] GRISWOLD M A, JAKOB P M, HEIDEMANN R M, et al. Generalized auto-calibrating partially parallel acquisitions (GRAPPA) [J]. Magn Reson Med, 2002, 47(6): 1202-1210.

[13] LUSTIG M, PAULY J M. SPIRiT: iterative self-consistent parallel imaging reconstruction from arbitrary k-space [J]. Magn Reson Med, 2010, 64(2): 457-71.