



基于双树复小波变换的磁共振幅值相位同时重建

李艳丽, 赵林嫻, 何为

引用本文:

李艳丽, 赵林嫻, 何为. 基于双树复小波变换的磁共振幅值相位同时重建[J]. 信阳师范学院学报自然科学版, 2023, 36(1): 132–136. doi: 10.3969/j.issn.1003–0972.2023.01.022

LI Yanli, ZHAO Linman, HE Wei. Simultaneous Reconstruction of Magnetic Resonance Magnitude and Phase Based on Dual Tree Wavelet Transform[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2023, 36(1): 132–136. doi: 10.3969/j.issn.1003–0972.2023.01.022

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3969/j.issn.1003–0972.2023.01.022>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

多尺度特征融合网络的磁共振快速重建方法

A Fast MRI Reconstruction Method Based on Multi-scale Feature Fusion Network

信阳师范学院学报自然科学版, 2023, 36(1): 127–131. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1003–0972.2023.01.021>

Au@MnO核壳纳米材料用于肿瘤诊断与治疗

Au@MnO Core-shell Nanomaterials for Tumor Diagnosis and Therapy

信阳师范学院学报自然科学版, 2021, 34(4): 624–629. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1003–0972.2021.04.019>

相位一致性加权的引导图像滤波去噪算法

Weighted Guided Image Filtering Algorithm Using Phase Congruency for Image Denoising

信阳师范学院学报自然科学版, 2017, 30(3): 464–468. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1003–0972.2017.03.025>

基于非局部理论的一维饱和土层稳态响应分析

Steady State Response of One Dimensional Saturated Soil Based on Nonlocal Theory

信阳师范学院学报自然科学版, 2022, 35(4): 677–682. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1003–0972.2022.04.025>

弹性地基不可伸长梁的3次超谐共振响应分析

Analysis of the Third Superharmonic Resonance of Inextensional Beams on Elastic Foundation

信阳师范学院学报自然科学版, 2016, 29(3): 471–475. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1003–0972.2016.03.037>

基于双树复小波变换的磁共振幅值相位同时重建

李艳丽,赵林嫚,何 为*

(信阳师范学院 计算机与信息技术学院,河南 信阳 464000)

摘要:为了加快磁共振成像速度及同时获取可信度较高的磁共振幅值和相位信息,提出了一种基于双树复小波变换的磁共振幅值和相位同时重建算法。该算法在传统的压缩感知框架下,借助双树复小波变换的多方向选择性和平移不变性,对幅值和相位分别进行稀疏变换。实验结果表明,在不同的数据集下,该算法均能提高重建磁共振相位图像的质量,并一定程度地改善了幅值图像。

关键词:磁共振成像;压缩感知;双树复小波变换;稀疏变换

中图分类号:TP391;R445.2

文献标识码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Simultaneous Reconstruction of Magnetic Resonance Magnitude and Phase Based on Dual Tree Wavelet Transform

LI Yanli, ZHAO Linman, HE Wei*

(College of Computer & Information Technology, Xinyang Normal University, Xinyang 464000, China)

Abstract: In order to speed up the Magnetic Resonance Imaging (MRI) and to obtain the magnitude and phase information with high reliability, an algorithm for simultaneous reconstructing magnitude and phase images of MRI is proposed based on dual tree complex wavelet transform. Under the compressed sensing framework, the proposed algorithm employs the dual tree complex wavelet transform as the sparse representation for magnitude and phase parts, and therefore benefits from the multi-directional selectivity and shift invariance of the dual tree complex wavelet transform. Experimental results show that, for different datasets, the algorithm can improve the quality of the reconstructed phase and magnitude images to some extent.

Key words: Magnetic Resonance Imaging (MRI); compressed sensing; dual tree complex wavelet transform; sparse transform

0 引言

磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)^[1]是一种广泛应用的非侵入性医学诊断方法,可提供出色的生物组织和解剖功能的视觉信息,但存在扫描时间长的问题。压缩感知(Compressed Sensing, CS)^[2-3]技术自从提出以来就受到广泛关注。其突破尼奎斯特采样定理,能够在较短时间内对少量数据实现近似恢复。将CS与MRI结合,能够有效缩短磁共振数据的采集时间,减轻病人的不适感^[4]。但是以往基于压缩感知的磁共振成像(Compressive Sensing Magnetic

Resonance Imaging, CS-MRI)大部分聚焦于幅值图像的恢复。然而, MRI扫描得到的K空间数据是复数数据,包含幅值和相位,其中的相位部分也包含许多重要信息。此外,相位图在其他领域也有广泛应用,例如用于主磁场校准^[5]、相位对比度成像^[6-7]等。因此,磁共振相位图也需要得到准确重构。

FESSLER等^[8]提出迭代重建算法。该算法使用有限差分(Finite Difference, FD)对幅值和相位依据各自的特征进行正则化。然而,由于代价函数的非凸性,该算法不能处理相位缠绕图中跳跃较大的情况。ZIBETTI等^[9]提出对幅值部分进行L1范数惩罚,对相位部分进行修正的L2范数惩罚。

收稿日期:2021-12-21;修订日期:2022-04-17;*.通信联系人,E-mail:wenyueli@126.com;violahw@126.com

基金项目:国家自然科学基金项目(31872704);信阳师范学院研究生科研创新基金(2020KYJJ40)

作者简介:李艳丽(1982—),女,河南信阳人,讲师,硕士,主要从事图形图像、深度学习等方向的研究;何为(1987—),女,河南信阳人,讲师,博士,主要从事图像处理研究。

结果不仅降低了计算成本,而且提高了磁共振图像的质量^[10]。ZHAO 等^[11]通过设计类似于 FD 惩罚的周期函数,实现了对相位跳跃部分的恢复,但使用的 Huber 损失函数非常耗费时间。ONG 等^[12]提出相位循环算法,可以重建磁共振的幅值和相位。然而当该算法只对相位编码方向进行随机采样时,幅值部分会引入明显的伪影。

以上算法的实现都依赖于传统的离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)实现图像在变换域的稀疏性。然而, DWT 存在一些局限性。例如, DWT 是带通函数,小波系数趋向于围绕奇点进行正负振荡,这导致小的甚至为零的小波系数与奇异点重叠,从而使奇异点的提取非常具有挑战性。DWT 的弱方向选择性会使图像的边缘检测变得复杂^[13],可能导致重建图像中的边缘模糊、细节不清晰。此外, DWT 的转移改变性也会影响图像的特征提取。

为了解决以上问题,研究者^[14-15]提出用双树复小波变换(Dual Tree Complex Wavelet Transform, DT CWT)代替 DWT 作为基函数。但是上述方法只是基于磁共振的幅值特征以恢复较好的幅值信息,然而相位信息也有很大的医学价值,需要被准确重构。因此,本文提出对磁共振的幅值和相位同时进行 DT CWT 操作,来实现细微变化的方向选择性,进而获得较高质量的医学幅值和相位图像。

1 算法

CS-MRI 的数学模型可表示为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{m} \cdot \mathbf{e}^{i\mathbf{p}}) + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (1)$$

其中: \mathbf{y} 是欠采样 K 空间数据, \mathbf{A} 是系数矩阵, $\boldsymbol{\varepsilon}$ 代表测量中的噪声, \mathbf{m} 代表幅值图像, \mathbf{p} 代表相位图像, $\mathbf{e}^{i\mathbf{p}}$ 获取 $i\mathbf{p}$ 对应元素的指数, “ \cdot ” 指的是 Hadamard 乘积操作。

通过对式(1)正则化处理,得到本文算法的重构模型:

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{m}, \mathbf{p}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}(\mathbf{m} \cdot \mathbf{e}^{i\mathbf{p}})\|_2^2 + R_m \|\boldsymbol{\Psi} * \mathbf{m}\|_1 + R_p \|\boldsymbol{\Psi} * \mathbf{p}\|_1, \quad (2)$$

其中: R_m 和 R_p 分别是幅值和相位部分的正则化参数, $\boldsymbol{\Psi}$ 代表 DT CWT。把式(2)中第一项记为 $f(\mathbf{m}, \mathbf{p})$ 。

由于 $f(\mathbf{m}, \mathbf{p})$ 的相位 \mathbf{p} 出现在指数部分,因此代价函数是非凸的。为了解决这个问题,对每个子问题使用近端梯度下降算法^[16-17]。该下降算法

保证了目标函数的值随着迭代过程不断减小,最后得出幅值更新公式如下:

$$\mathbf{r}_n = \mathbf{e}^{-i\mathbf{p}} \cdot \mathbf{A}^*(\mathbf{y} - \mathbf{A}(\mathbf{m}_n \cdot \mathbf{e}^{i\mathbf{p}})), \quad (3)$$

$$\mathbf{m}_{n+1} = T_{R_m \|\boldsymbol{\Psi} * \mathbf{m}\|_1}(\mathbf{m}_n + \alpha_m \operatorname{Re}(\mathbf{r}_n)), \quad (4)$$

式(4)中

$$T_g(\mathbf{x}) = \operatorname{argmin}_s \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{s} - \mathbf{x}\|_2^2 + g(\mathbf{s}) \right\} \quad (5)$$

是函数 g 的近端算子, \mathbf{r}_n 是第 n 次迭代固定相位 \mathbf{p} 时图像的梯度, α_m 表示幅值的步长, \mathbf{s} 是将正则化项转换为凸问题的辅助变量, $\operatorname{Re}(\cdot)$ 表示提取梯度项的实部。

为了避免在每次迭代过程中相位跳跃被错误平滑,导致其周围出现错误聚积,采用文献[12]中的方法,在每次迭代中向相位图像添加一个随机常数,就可以将相位跳跃移动到不同的空间位置。通过这种方式,得到相位更新公式:

$$\mathbf{z}_n = -\mathbf{m} \cdot \mathbf{e}^{-i\mathbf{p}_n} \cdot \mathbf{A}^*(\mathbf{y} - \mathbf{A}(\mathbf{m} \cdot \mathbf{e}^{i\mathbf{p}_n})), \quad (6)$$

$$\mathbf{p}_{n+1} = T_{R_p \|\boldsymbol{\Psi} * \mathbf{p}\|_1}(\mathbf{p}_n + \mathbf{w}_n + \alpha_p \operatorname{Re}(\mathbf{z}_n)) - \mathbf{w}_n, \quad (7)$$

其中: \mathbf{z}_n 是在第 n 迭代固定幅值 \mathbf{m} 时图像的梯度, α_p 表示相位的步长, \mathbf{w}_n 是从初始解生成的一组相位包 \mathbf{W} 中随机抽取的常数。算法 1 是算法的具体步骤。

算法 1 基于双树复小波变换的磁共振幅值相位同时重建

输入: 系数矩阵 \mathbf{A} , 观测值 \mathbf{y} , 外部最大迭代次数 N , 内部最大迭代次数 K , 幅值步长 α_m , α_p

开始:

1. 初始化参数 $n, k, \mathbf{m}_0, \mathbf{p}_0, \mathbf{W}$
2. for $n < N$ do
3. for $k < K$ do
4. 固定相位, 内部迭代更新幅值
5. end for
6. for $k < K$ do
7. 固定幅值, 内部迭代更新相位
8. end for
9. end for
10. 输出重构的幅值 \mathbf{m} 和相位 \mathbf{p}

首先,进行初始化设置,将 n 和 k 设置为 1,初始幅值图 $\mathbf{m}_0 = |\mathbf{A}^* \mathbf{y}|$, 初始相位图 $\mathbf{p}_0 = \angle(\mathbf{A}^* \mathbf{y})$, \mathbf{W} 是从初始解 \mathbf{p}_0 中生成的一系列相位包。其次,开始外部迭代操作,内部用近端梯度下降法更新幅值和相位,其中幅值用公式(4)更新,相位用公式(7)更新。每当内部迭代全部结束一次,将 n 变为

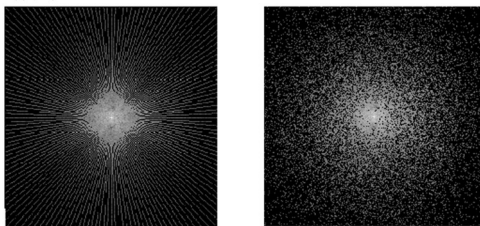
$n+1$ 。最后,当达到最大迭代次数 N 时停止迭代,输出重构的幅值 m 和相位 p 。

2 实验结果及分析

2.1 实验配置

实验运行环境为 Matlab2020b,配置为 Intel (R) Celeron (R) G4900 CPU@3.10 GHz。系数矩阵 A 与本文的采样方式有关。外部迭代 N 设置为 100,内部迭代 K 设置为 10,幅值步长为 $1/\lambda_{\max}(A^*A)$,相位步长为 $1/\lambda_{\max}(A^*A)\max(|m|^2)$,其中 λ_{\max} 表示最大特征值。DT CWT 的第一层使用长度为 5(尺度滤波器)和 7(小波滤波器)的近对称双正交小波滤波器对,大于或者等于 2 的层数使用长度为 10 的正交 Q-shift 滤波器对。

采用的数据^[18]是在 3.0T 全身 MR 系统(西门子 MAGNETOM TrioTim)上获得,恢复/重复时间为 2500/149 ms。7 名志愿者参与其中,每个受试者有 192 个切片。每片厚度为 0.86 mm,视野大小为 220 mm^2 。选取其中具有代表性的两个磁共振数据进行验证,大小是 256×256 ,分别是横轴面和冠状面的脑部数据。为了验证该算法的有效性,对数据进行了两种方式采样成像。第一种是采样率为 30% 的伪放射性采样,得到欠采样模式如图 1(a)所示;第二种是采样率为 30% 的高斯采样,得到欠采样模式如图 1(b)所示。



(a) 伪放射采样 (b) 高斯采样
图 1 欠采样模式

Fig. 1 The undersampling patterns

为了验证提出算法的性能,采用了峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和均方误差(Mean Square Error, MSE)作为评估幅值和相位图的指标,并采用文献[18]定义的相对误差(Relative Error, RE)作为两个图像误差的评价标准。其表达式分别如下:

$$\text{PSNR} = 10 \times \lg(\text{MAX}^2/\text{sqrt}(\text{MSE})), \quad (8)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{M_{\text{all}}} \sum_{j=0}^{\sqrt{M_{\text{all}}}-1} \sum_{k=0}^{\sqrt{M_{\text{all}}}-1} \|\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\|^2, \quad (9)$$

$$\text{RE} = 20 \times \lg\left(\frac{\|\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2}\right), \quad (10)$$

其中:MAX 表示图像像素的最大值, M_{all} 代表像素总数, $\bar{\mathbf{x}}$ 是重构图像, \mathbf{x} 是原始图像。

2.2 实验结果

针对第一个横轴面脑部数据,本文算法的正则化参数 R_m 和 R_p 分别设置为 0.003 2 和 0.003,相位循环算法(以下简称 DwtPC)的 R_m 和 R_p 设置为 0.003 和 0.005。两种采样方式的结果如图 2 和图 3 所示。图 2 和图 3 中的第一行分别是原幅值图像、本文所提出的方法、DwtPC 的幅值结果;中间一行分别是原相位图,以及这些方法的相位结果;最后一行是红色方框内的详情。

由图 2 和图 3 可知,本文算法得到的相位图相比 DwtPC 更接近原图像,恢复了更多的细节信息。这是因为 DT CWT 可以得到含有 6 个方向信息的高频子带图像,使幅值和相位的细节特征得到更充分的表达。DT CWT 的转移不变性也能防止转换操作过程中的信息丢失。而 DwtPC 使用实 DWT,仅提供三个方向细节信息,且具有转移敏感性。为了强调本文算法的优越性,展示了红框内的详情,如图 2 和图 3 中第三行所示。两算法得到的幅值图像具有可比性。

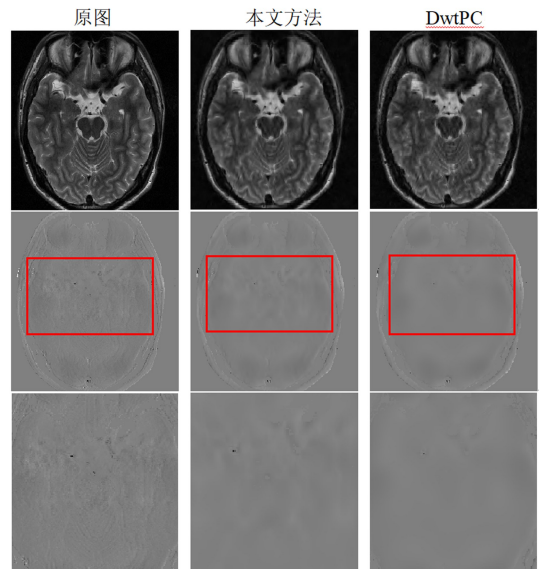


图 2 横轴面脑部数据的伪放射采样

Fig. 2 Pseudo-radical sampling of transverse brain data

表 1 列出了在不同采样模式下本文算法和 DwtPC 的 PSNR 和 MSE。与 DwtPC 相比,本文算法对幅值和相位部分同时进行 DT CWT 操作,得到了更好的结果。其中本文算法幅值和相位的 PSNR 在伪放射采样下分别提高约 0.5 dB 和 1 dB;高斯采样下幅值和相位的 PSNR 分别改善了约 2 dB 和 1 dB。本文算法幅值和相位的 MSE 在

伪放射采样下分别减少约 0.01 和 0.002; 高斯采样下幅值和相位的 MSE 分别减少了约 0.003 和 0.002 3。

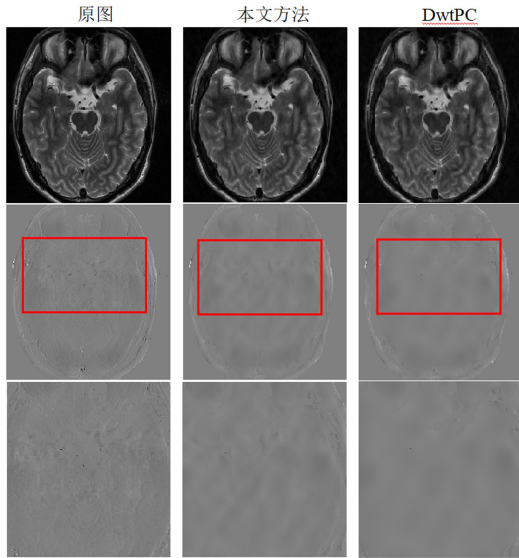


图 3 横轴面脑部数据的高斯采样

Fig. 3 Gaussian sampling of transverse brain data

表 1 两种算法的 PSNR 和 MSE 比较

Tab. 1 Comparison of the PSNR and MSE between two algorithms

欠采样模式	算法	幅值		相位	
		PSNR	MSE	PSNR	MSE
伪放射	DwtPC	29.082 8	0.002 2	29.335 0	0.011 3
	本文算法	29.531 3	0.001 1	30.150 4	0.009 3
高斯	DwtPC	29.970 1	0.001 0	28.699 2	0.013 0
	本文算法	31.491 4	0.000 7	29.568 0	0.010 7

为了证明本文算法的收敛性, 绘出了两种采样方式 RE 值随 CPU 变化的曲线, 结果如图 4 所示。由图 4 可知, 该算法在相对误差和收敛速度方面均优于 DwtPC。

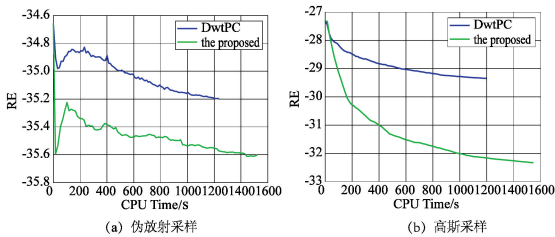


图 4 两种算法的收敛性比较

Fig. 4 Comparison of convergence of two algorithms

对第二个冠状面数据, 采取伪放射采样。关于正则化参数 R_m 和 R_p , 本文算法分别设置为 0.003 2 和 0.003, DwtPC 设置为 0.003 和 0.005, 重建结果如图 5 所示。图 5 中第一行是原幅值图像、本文所提出的方法、DwtPC 的幅值结果; 中间

一行是真实相位图以及这些方法的相位结果; 最后一行是红色方框内的详情。由于 DT CWT 的多方向选择性, 本文算法恢复了更多的脑组织细节信息, 从而提高了磁共振相位图质量。此外, 本文方法重构的幅值图可与 DwtPC 相比较。

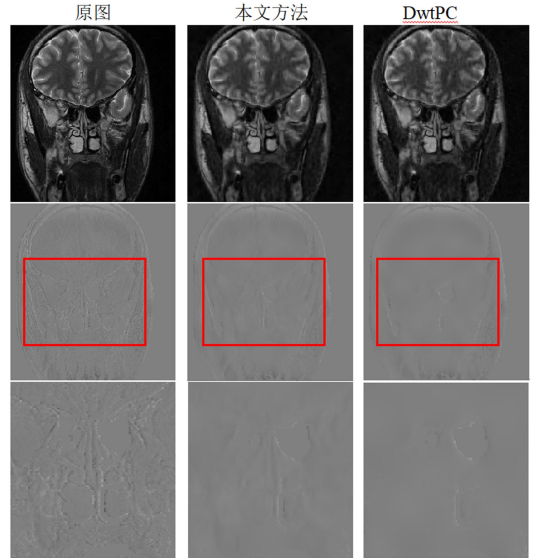


图 5 冠状面数据的伪放射采样

Fig. 5 Pseudo-radical sampling of coronal data

表 2 展示了本文算法和 DwtPC 应用于第二个数据集的 PSNR 和 MSE。从表 2 可知, 本文算法得到的幅值和相位图的 PSNR 分别改善了 1 dB 和 0.6 dB, MSE 分别减少了约 0.01 和 0.000 2。结果表明, 对于不同的数据集, 本文算法也可较好地改善重建磁共振幅值和相位图的质量。

表 2 本文算法与 DwtPC 在伪放射采样下的比较

Tab. 2 Comparison between the proposed method and DwtPC under Pseudo-radical sampling

欠采样模式	算法	幅值		相位	
		PSNR	MSE	PSNR	MSE
伪放射	DwtPC	28.991 6	0.001 3	27.095 4	0.010 1
	本文算法	29.537 3	0.001 1	28.111 0	0.008 0

3 结语

本文提出一种基于 DT CWT 的磁共振幅值和相位同时重建算法。该算法对幅值和相位分别进行 DT CWT 变换, 利用它们各自在 DT CWT 小波域的稀疏性和方向性, 重构了磁共振的幅值和相位信息。实验结果表明, 鉴于 DT CWT 的多方向选择性和平移不变性, 本文算法能使相位图像恢复更多细节部分的信息, 并通过交替迭代在一定程度上改善了幅值图像。

参考文献:

- [1] 肖顺, 储呈晨, 王源冰, 等. 压缩感知技术在磁共振成像技术中的应用进展分析[J]. 中国医疗设备, 2021, 36(11): 4-9.
XIAO Shun, CHU Chengchen, WANG Yuanbing, et al. Analysis of the application progress of compressed sensing technology in magnetic resonance imaging[J]. China Medical Devices, 2021, 36(11): 4-9.
- [2] MOHAMMED J R, THAHER R H, ABDULQADER A J. Linear and planar array pattern nulling via compressed sensing[J]. Journal of Telecommunications and Information Technology, 2021, 3: 50-55.
- [3] LUSTIG M, DONOHO D, PAULY J M. Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging [J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2007, 58(6): 1182-1195.
- [4] MATCUK G R, GROSS J S, FRITZ J. Compressed sensing MRI: Technique and clinical applications[J]. Advances in Clinical Radiology, 2020, 2: 257-271.
- [5] FUNAI A K, FESSLER J A, YEO D T B, et al. Regularized field map estimation in MRI[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2008, 27(10): 1484-1494.
- [6] ADAMS L C, BRESSEM K K, BRANGSCH J, et al. Quantitative 3D assessment of ⁶⁸Ga-DOTATOC PET/MRI with diffusion-weighted imaging to assess imaging markers for gastroenteropancreatic neuroendocrine tumors: Preliminary results[J]. Journal of Nuclear Medicine, 2020, 61(7): 1021-1027.
- [7] NIELSEN J F, NAYAK K S. Referenceless phase velocity mapping using balanced SSFP[J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2009, 61(5): 1096-1102.
- [8] FESSLER J A, NOLL D C. Iterative image reconstruction in MRI with separate magnitude and phase regularization [C]//2004 2nd IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: Nano to Macro (IEEE Cat No. 04EX821), Arlington, VA, USA: IEEE, 2004: 209-212.
- [9] ZIBETTI M V W, DE PIERRO A R. Separate magnitude and phase regularization in MRI with incomplete data: Preliminary results [C]//2010 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro, Rotterdam, Netherlands: IEEE, 2010: 736-739.
- [10] ZIBETTI M V W, DE PIERRO A R. Improving compressive sensing in MRI with separate magnitude and phase priors[J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2017, 28(4): 1109-1131.
- [11] ZHAO Feng, NOLL D C, NIELSEN J F, et al. Separate magnitude and phase regularization via compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2012, 31(9): 1713-1723.
- [12] ONG F, CHENG J Y, LUSTIG M. General phase regularized reconstruction using phase cycling[J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2018, 80(1): 112-125.
- [13] CHOI H, ROMBERG J, BARANIUK R, et al. Hidden Markov tree modeling of complex wavelet transforms[C]// Proceedings of 2000 International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Istanbul, Turkey: IEEE Computer Society, 2000: 133-136.
- [14] ZHU Zangen, WAHID K, BABYN P, et al. Compressed sensing-based MRI reconstruction using complex double density dual-tree DWT[J]. International Journal of Biomedical Imaging, 2013, 2013: 907501.
- [15] COMBETTES P L, PESQUET J C. Proximal splitting methods in signal processing[M]//BAUSCHKE H H, BURACHIK R S, COMBETTES P L, et al. Fixed-point algorithms for inverse problems in science and engineering. New York: Springer, 2011: 185-212.
- [16] PARIKH N, BOYD S. Proximal algorithms[J]. Foundations and Trends in Optimization, 2014, 1(3): 127-239.
- [17] WANG Siyuan, LYU Junjie, HE Zhuonan, et al. Denoising auto-encoding priors in undecimated wavelet domain for MR image Reconstruction[J]. Neurocomputing, 2021, 437: 325-338.
- [18] POKALA P K, SEELAMANTULA C S. Accelerated weighted ℓ_1 -minimization for MRI reconstruction under tight frames in complex domain[C]//2020 International Conference on Signal Processing and Communications (SPCOM), Bangalore, India: IEEE, 2020: 1-5.

责任编辑:郭红建