

压缩感知磁共振成像技术综述

王水花, 张煜东

南京师范大学计算机科学与技术学院, 江苏 南京 210023

【摘要】目的: 综述近年来压缩感知磁共振成像技术的研究进展。**方法:** 磁共振成像是目前临床医学影像中最重要的非侵入式检查方法之一, 然而其成像速度较低, 限制其发展。压缩感知是一种新的信号采集与获取理论, 它利用信号在特定域上的稀疏性或可压缩性, 可通过少量测量重建整个原始信号。压缩感知磁共振成像技术将压缩感知应用到磁共振成像中, 可在相同的扫描时间内获得更精细的空间组织结构, 也可在相同的空间分辨率下加速成像。**结果:** 本文概述了压缩感知磁共振成像的理论基础, 分别从稀疏变换、不相干欠采样、非线性重建三个方面具体阐述, 最后讨论了其研究展望与应用现状。**结论:** 压缩感知磁共振成像具有较好的发展潜力, 有逐渐增长的医用与商用价值。

【关键词】 磁共振成像; 压缩感知; 稀疏变换; 不相干欠采样; 非线性重建

【DOI 编码】 doi:10.3969/j.issn.1005-202X.2015.02.002

【中图分类号】 R312; R445.2

【文献标识码】 A

【文章编号】 1005-202X(2015)02-0158-05

Survey on Compressed Sensing Magnetic Resonance Imaging Technique

WANG Shui-hua, ZHANG Yu-dong

School of Computer Science and Technology, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China

Abstract: Objective This paper focuses on the survey of compressed sensing in magnetic resonance imaging (CSMRI). Methods Magnetic resonance imaging is one of the most crucial non-invasive diagnostic implements in routine clinical examination. However, it is often limited by long scan time. Compressed sensing is a novel theory of signal acquisition and processing. It capitalizes on the signal's sparseness or compressibility in specific domain, allowing the entire original signal to be reconstructed from relatively few measurements. CSMRI is proposed by integrating compressed sensing into MRI, providing more precise spatial tissue structure than normal technique in the same scan time, and accelerating imaging in the same spatial resolution. Results In this study we discussed in depth three components as sparse transform, incoherent subsampling, and nonlinear reconstruction. We conclude the paper by discussing the research prospects and applications of CSMRI. Conclusion CSMRI has good development potential, and has increasing values for medical and commercial applications.

Key words: magnetic resonance imaging; compressed sensing; sparse transform; incoherent subsampling; nonlinear reconstruction

前言

1971年, 纽约州立大学的 Paul C. Lauterbur 教授提出磁共振成像(MRI), 并于 2003 年获得诺贝尔生理学医学奖。MRI 利用核磁共振原理, 由于能量在不同物质结构中有不同的衰减^[1], 通过外加梯度磁场检测电

磁波, 可知构成物体原子核的位置和种类, 从而绘制物体内部影像^[2-3]。

MRI 是目前少有的对人体无伤害的安全、快速、准确的临床诊断方法, 具有多方位、多参数、多模态等优点, 不仅可显示人体组织的解剖信息, 而且可显示功能信息。MRI 在临床上有广泛的应用, 如今每年至少有 6000 万病例利用 MRI 技术进行检查。但 MRI 扫描时间过长、成像较慢^[4], 造成以下几个问题^[5]: (1) 给病人造成额外的痛苦; (2) 由于器官运动 (例如呼吸、眨眼、吞咽等非自主运动) 造成图像模糊, 增加伪影; (3) 无法满足动态实时成像与导航的需要; (4) 限制功能成像的推广, 如波谱成像、磁敏感加权成像等。

2006 年 Candes 等^[6]在前人的基础上, 系统性地

【收稿日期】 2014-12-21

【基金项目】 国家自然科学基金(610011024); 南京师范大学高层次人才科研启动基金(2013119XGQ0061, 2014119XGQ0080)

【作者简介】 王水花, 女, 助教, 研究方向: 生物图像处理。

【通信作者】 张煜东, 男, 博士, 教授, 研究方向: 医学图像处理。

提出压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论。CS 通过信号的稀疏性,在远小于 Nyquist 采样率的条件下,用随机采样获取信号的离散样本,然后通过非线性重建算法完美重建原始信号。CS 理论一经提出,就引起学术界和工业界的广泛关注。2006 年 Candes 与 Donoho 在 IEEE. Trans. Inform. Theory 分别发表的“Near-Optimal Signal Recovery From Random Projections: Universal Encoding Strategies”与“Compressed Sensing”两篇论文文分享了 2008 年 IEEE 信息理论学会最佳论文奖^[7]。2007 年, Rice 大学的 Baraniuk 与 Kelly 教授,发明了一种新型的压缩感知数码相机,被麻省理工学院(MIT)下属的 MIT Technology Review 杂志评为 2007 年度十大技术进展(TR10)^[8]。2009 年, MIT Technology Review 专门发文,评述“Why Compress Sensing will change the world (为什么压缩感知会改变世界)”^[9]。

本文主要介绍 CS 在 MRI 领域的应用,即压缩感知磁共振成像(CSMRI)技术。

1 CSMRI 基本理论

传统 MRI 采集 k 域信号,再通过傅立叶变换重建空域信号,得到组织内部影像。由于傅立叶变换是线性变换,因此需要采集的 k 域信号数必须等于图像域的像素数^[10]。2007 年 Lustig 等^[11]提出 CSMRI 的概念,只用部分 k 域数据,即可重建原始图像。CSMRI 需要下列三个条件:(1) MRI 图像是可稀疏的;(2) k 域亚采样引起的混叠伪影是非相干的;(3) 非线性重建方法可将稀疏域中被欠采样分散的值重新集中。

图 1 给出 CSMRI 的示意图。其中, MRI 的 k 域(图 1(a))与图像域(图 1(b))互为傅立叶变换。MRI 图像的可稀疏性(图 1(c))表明, k 域全采集是冗余的,理论上只用部分 k 域数据即可重建原始图像。然而, k 域欠采样会带给重建图像伪影(图 1d),这是由于 k 域欠采样使得空域像素之间相互影响,在稀疏域中体现为非零值扩散到其他零值上。尤其是进行 k 域均匀欠

采样时,重建的图像产生强烈的混叠伪影。因此,一般采用随机欠采样方式(图 1(e)),降低均匀欠采样引起的数据相干性,最后通过合适的非线性重建算法,重建原始图像(图 1(f))。

假设 x 表示原始图像, y 表示欠采样 k 域, z 表示稀疏域,三者均矢量化为列向量,则存在下列关系:

$$y = F_0 x \quad (1)$$

$$z = \Phi x \quad (2)$$

式中, F_0 表示 k 域欠采样,称为测量矩阵; Φ 表示稀疏变换,称为稀疏矩阵。式(1)是一个欠定系统,无法直接求解 x 。因此需要将式(2)转为一个约束条件,一般假定 z 最稀疏时,对应的 x 即为解:

$$\arg \min \|\Phi x\|_0 \quad (3)$$

$$\text{s.t. } y = F_0 x$$

另外,由式(1)(2)可推导出 $y = F_0 \Phi^{-1} z$,再引入矩阵 Ψ ,令 $y = \Psi z$,可得

$$\Psi = F_0 \Phi^{-1} \quad (4)$$

式中 Ψ 必须满足限制等容性 (Restricted Isometry Property, RIP) 条件。

式(1)(2)再次验证了构造一个 CSMRI 系统需要的 3 个条件^[12]:(1) 稀疏矩阵 Φ ,使得图像在稀疏域中仅有较少的非零系数;(2) 测量矩阵 F_0 ,要求矩阵 $\Psi = F_0 \Phi^{-1}$ 满足 RIP 条件;(3) 非线性重建算法,能够迅速且准确求解。

2 稀疏变换

稀疏变换 Φ 将原始图像映射到稀疏域中,使得稀疏域的非零系数更稀疏。一般不同的稀疏变换适用于不同类型的图像。数学上, Φ 的构造需要通过寻找一组正交基,使图像在这组基上的变换系数更稀疏。工程上,经常采用如下常见的稀疏变换,包括离散傅立叶变换(DFT)、离散余弦变换(DCT)、有限差分变换(FDT)、离散小波变换(DWT)等。

通过脑 MRI 和脑血管造影图,比较 DCT、DWT、FDT 三种稀疏变换的性能,见图 2。最左列是原始图

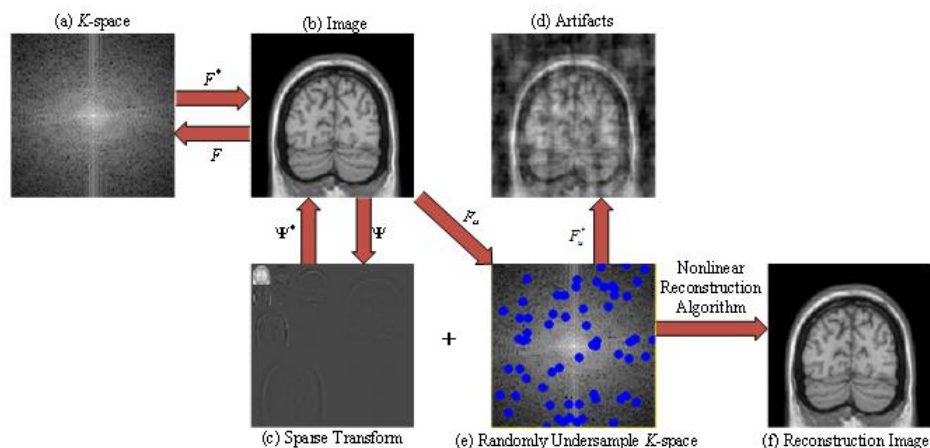


图 1 CSMRI 示意图:(a) k 域;(b) 图像域;(c) 稀疏变换;(d) 伪影;(e) 随机欠采样;(f) 重建图像

Fig.1 Diagram of CSMRI: (a) k -domain; (b) Image Domain; (c) Sparse Transform; (d) Artifacts; (e) Random Subsampling; (f) Reconstruction Image

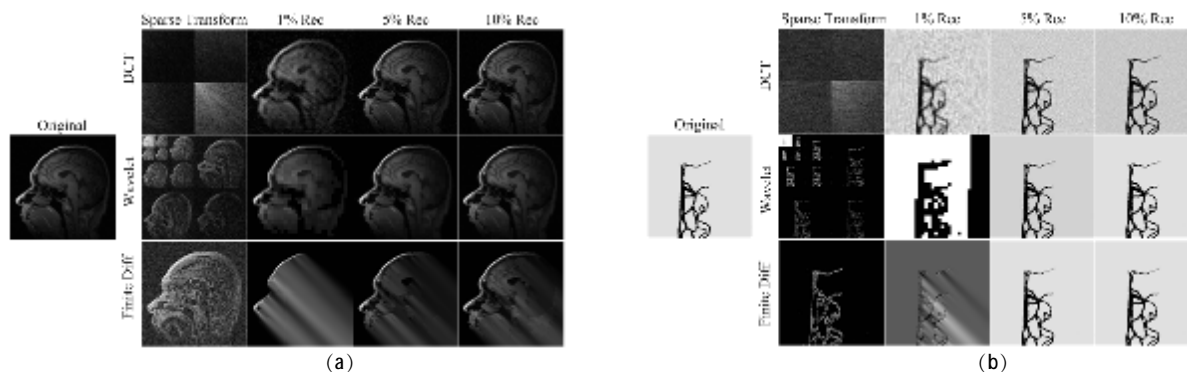


图2 DCT、DWT、FDT 的稀疏表示比较: (a) 脑 MRI; (b) 脑血管造影

Fig.2 Comparison Among DCT, DWT and FDT on the Sparsity Representation. (a) Brain MRI; (b) Angiogram of the Cerebral

像,第二列显示稀疏域的系数幅值,采用对数增强以便观察,显然稀疏域下的非零系数较图像域更稀疏。第3-5列分别显示仅通过稀疏域的1%、5%、10%的最大系数重建结果。采用均方误差(MSE)与平均绝对误差(MAE)来检验效果,结果示于表1。可见对于脑MRI图像,DWT重建的误差最小;对于血管造影图像,FDT重建误差最小。因此,针对不同图像,选择不同的稀疏变换,可得最优重建效果。

3 不相干欠采样

在CSMRI中,由于稀疏变换 Φ 是固定的,因此只有通过设计测量矩阵 F_0 来实现不相干欠采样,从而保证 Ψ 满足RIP条件。在二维MRI中,测量矩阵体现为 k 域的采集模式。由于采集收到硬件因素的限制,因此在频率编码(FE)方向不间断,而在相位编码

(PE)方向进行欠采样。当采集结束后, k 域就变为随机且稀疏分布的平行线。

图3给出了3种二维欠采样的模式图。图3(a)显示严格按照CS理论的随机采样方法,采样在PE方向随机分布,每条PE线被选定的概率是相等的。图3(b)显示了CSMRI的扩展方法:可变密度(Variable Density, VD)采样^[13],此时大部分采样集中在中心区域,可更好保留图像信息。图3(c)显示了基于能量谱的自适应随机采样方法^[14],通过采集大量的参考 k 域案例,估计出最佳采样模式。

三维情况下,一般设其中一维是FE方向,另两维是PE方向。相比二维成像,多出的一维可采用随机编码,其测量矩阵有更好的不相干性,加速因子可达数十倍^[12]。

4 非线性重建算法

式(3)需要求解最小 l_0 范数,由于其是NP-Hard问题,因此常用 l_1 范数代替 l_0 范数,问题简化为:

$$\begin{aligned} \arg \min \|\Phi x\|_1 \\ \text{s.t. } y = F_0 x \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)是线性约束凸优化问题,可采用基追踪(Basic Pursuit, BP)^[15]、匹配追踪(Matching Pursuit, MP)^[16]、正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[17-18]等方法求解。实际问题中,亦可选用基追踪去噪法(Basis Pursuit Denoising, BPDN)^[19-21],优点在于:(1)可去除观测中包含的噪声,(2)可平衡 $F_0 x$ 和 y 的一致性,与

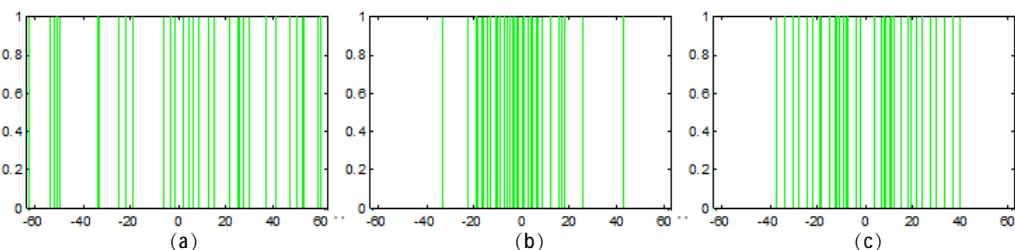


图3 二维欠采样模式示意图。横轴表示128点的PE,纵轴表示FE。(a) 随机欠采样;(b) 变密度欠采样;(c) 基于能量谱的自适应随机欠采样

Fig.3 Diagram of 2D Subsampling Patterns. The x-axis Represents 128-point Phase Encoding, The y-axis Represents Frequency Encoding. (a) Random Subsampling; (b) Variable Density Subsampling (c) Adaptive Random Subsampling Based on Power Spectrum

Φx 的稀疏性。BPDN 将式(5)转换为

$$\arg \min \frac{1}{2} \|y - F_u x\|_2^2 + \lambda \|\Phi x\|_1 \quad (6)$$

式(6)是一般模型。其中, λ 平衡一致性与稀疏域(一般是小波域)的稀疏性。下面分析几种常见修正方法。

4.1 Tikhonov 正则化

Tikhonov 正则化算子用 $\|Rx\|_2$ 代替式(6)的第二项为

$$\arg \min \|y - F_u x\|_2^2 + \lambda \|Rx\|_2^2 \quad (7)$$

因此可直接求得理论为:

$$x^* = (F_u^H F_u + \lambda R^H R)^{-1} F_u^H y \quad (8)$$

缺点是该方法假设噪声是高斯分布, 违背 MRI 的原理。当加速因子升高时, Tikhonov 的重建质量迅速降低。

4.2 全变差算子

全变差(Total Variation, TV)考虑 MRI 图像的局部光滑性(空间差分域稀疏性):

$$TV(x) = \sum_i \sum_j \sqrt{(x_{i,j} - x_{i-1,j})^2 + (x_{i,j} - x_{i,j-1})^2} \quad (9)$$

结合 MRI 图像的空间差分域的稀疏性, 式(6)可修正为:

$$\arg \min \frac{1}{2} \|y - F_u x\|_2^2 + \lambda \|\Phi x\|_1 + \lambda_1 TV(x) \quad (10)$$

式中, λ_1 平衡一致性与空间差分域稀疏性。式(10)引入了 TV 分量, 导致求解更加复杂, 可采用联合正则化迭代算法^[22-24]求解。TV 较适用于分段平滑的图像, 例如 Shepp-Logan 模型。

4.3 ISTA 算法系列

迭代收缩阈值算法(ISTA)^[25]采用收缩算子(软阈值), 其定义为:

$$S_\lambda(u) = (|u| - \min(\lambda/2, |u|)) \operatorname{sgn}(u) = \arg \min |u - x|^2 + \lambda |x| \quad (11)$$

ISTA 通过收缩算子, 迭代产生一系列 x 的估计值, 最终可收敛到最优解 x^* 。在 ISTA 基础上, Bayram 等^[26]提出子带自适应 ISTA(SISTA); Beck 等^[27]提出快速 ISTA(FISTA); Guerquin-Kern 等^[28]提出快速权重 ISTA (FWISTA)。

5 研究与应用现状

限于篇幅, 对目前 CSMRI 进展简要汇报如下: Yang 等^[29]提出替换方向法(Alternating Direction Method)来求解不完全 k 域测量, 该方法仅需少量迭代次数, 包括简单的收缩和两次快速傅立叶变换/离散余弦变换。Qu 等^[30]认为单一的稀疏变换不适用于所有类型的图像, 提出一种改进的稀疏变换, 可针对不同类型的图像进行稀疏采样。Vaswani 等^[31]提出一种基于最小方差残差的压缩感知技术。证明了当稀疏模式

缓慢变化时, CS 残差的界限小于 CS 误差。Akçakaya 等^[32]认为, 由于高空间分辨率以及呼吸和心脏跳动, 使得冠状动脉 MRI 需要较长时间的数据采集。因此将 CS 用于冠状 MRI, 并给出一种基于贝叶斯最小方差与高斯尺度混合改进的 CS 重建方法, 采用小波域系数的依赖性以减少模糊与伪迹。Blumensath 等^[33]考察了当采样与重建信号落在希尔伯特空间一个或多个子空间时的情况, 并假设了无限维希尔伯特空间中的无限多个子空间。基于如上假设, 统一了 CS 领域最新的结果包括仿射秩最小化、同源 CS、结构化矩阵分解等。Lingala 等^[34]提出一种新的盲压缩感知框架, 以从欠采样信号中重建动态 MRI。该方法模拟动态信号为时域基信号系数的线性组合, 并构建了一个大型词典涵盖时域基信号。Bilen 等^[35]认为 MRI 是 CS 应用最成功的领域之一, 而增强型拉格朗日方法又优于其他重建方法。提出一种新的基于分析与综合先验公式的增强型拉格朗日方法, 以及在笛卡尔坐标系下的基于采样模式与系统传递函数的奇异值分解的重建方法。实验显示该方法优于其他流行方法, 尤其对于动态 MRI 的情况。Wech 等^[36]提出将 CS 应用在磁共振电影成像上, 使用临床前 9.4T 的 MRI 系统, 对正常老鼠心脏实现 2~3 倍的加速采集。重建影像证实方案可行, 不损害心脏功能性参数, 结果与正常采样相当。

6 结论

CSMRI 是一项在应用数学基础上发展起来的快速 MRI 新技术^[37]。它充分利用了 k 域信息冗余特性, 经过稀疏变换、不相干欠采样、非线性重建三个部分, 实现了部分 k 域数据重建组织影像的过程, 加快了成像速度。本文着重介绍了 CS 的成像机理与算法, 对其医学应用未有太多关注, 如如何选择加速倍速、不同扫描部位的稀疏基的选择等。

从目前的研究与应用现状来看, CSMRI 还有很好的发展潜力, 在很多成像模态上还未完全开发, 例如: MR 血管壁成像、MR 分子成像、超极化成像、磁敏感度成像、波谱成像^[38]、功能成像^[39]、介入式成像等。同时, CSMRI 也存在诸多问题, 其理论研究尚未完善, 商用系统尚处于研发阶段, 许多关键问题尚未解决。最后, CSMRI 亦可与钼孔成像、并行成像等其他加速方式等协同工作, 有望进一步加速扫描。

【参考文献】

- [1] Brookes MJ, Vrba J, Mullinger KJ, et al. Source localisation in concurrent EEG/fMRI: Applications at 7T[J]. Neuroimage, 2009, 45 (2): 440-452.
- [2] Zhang Y, Wang S, Ji G, et al. An improved quality guided phase unwrapping method and its applications to MRI[J]. Prog Electromagn Res, 2014, 145: 273-286.
- [3] Zhang Y, Peterson B, Dong Z. A support-based reconstruction for Sense MRI[J]. Sensors, 2013, 13(4): 4029-4040.
- [4] Bayramoglu S, Kilickesmez O, Cimilli T, et al. T₂-weighted MRI of the upper abdomen: Comparison of four fat-suppressed T₂-weighted

- sequences including Propeller (BLADE) technique [J]. Acad Radiol, 2010, 17(3): 368-374.
- [5] Griswold M. Basic Reconstruction Algorithms for Parallel Imaging [M]//Schoenberg SO, Dietrich O, Reiser MF. Parallel Imaging in Clinical MR Applications. Berlin: Springer, 2007: 19-36.
 - [6] Candes EJ, Romberg JK, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements [J]. Commun Pur Appl Math, 2006, 59(8): 1207-1223.
 - [7] Information theory society paper award [EB/OL]. 2014. <http://www.itsoc.org/honors/information-theory-paper-award>.
 - [8] Greene K. TR10: Digital imaging, reimagined [EB/OL]. 2007. <http://www2.technologyreview.com/article/407475/tr10-digital-imaging-reimagined/>.
 - [9] Why compressive sensing will change the world [EB/OL]. 2009. <http://www.technologyreview.com/view/412593/why-compressive-sensing-will-change-the-world/>.
 - [10] Candes EJ, Wakin MB. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Proc Mag, 2008, 22-30.
 - [11] Lustig M, Donoho D, Pauly JM. Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging[J]. Magn Reson Med, 2007, 58(6): 1182-1195.
 - [12] Zhang Y, Wu L, Peterson BS, et al. A two-level iterative reconstruction method for compressed sensing MR[J]. J Electromagnet Wav, 2011, 25(8-9): 1081-1091.
 - [13] Lustig M, Donoho DL, Santos JM, et al. Compressed sensing MRI[J]. IEEE Signal Proc Mag, 2008, 25(2): 72-82.
 - [14] Konll F, Clason C, Diwoky C, et al. Adapted random sampling patterns for accelerated MRI[J]. Magn Reson Mater Phys Biol Med, 2011, 1-8.
 - [15] Karahanoglu NB, Erdogan H. Compressed sensing signal recovery via forward-backward pursuit[J]. Digit Signal Process, 2013, 23(5): 1539-1548.
 - [16] Qiangsheng L, Qiao W, Lenan W. Size of the dictionary in matching pursuit algorithm[J]. IEEE Trans Signal Proc, 2004, 52(12): 3403-3408.
 - [17] HussainZ, Shawe-Taylor J, Hardoon DR, et al. Design and generalization analysis of orthogonal matching pursuit algorithms[J]. IEEE Trans Inform Theory, 2011, 57(8): 5326-5341.
 - [18] Soussen C, Gribonval R, Idier J, et al. Joint K-step analysis of orthogonal matching pursuit and orthogonal least squares[J]. IEEE Trans Inform Theory, 2013, 59(5): 3158-3174.
 - [19] 孙林慧, 杨震. 基于自适应基追踪去噪的含噪语音压缩感知 [J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2011, 31(5): 1-6.
Sun LH, Yang Z. Compressed. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science), 2011, 31(5): 1-6.
 - [20] Gill PR, Wang A, Molnar A. The in-crowd algorithm for fast basis pursuit denoising[J]. IEEE Trans Signal Proc, 2011, 59(10): 4595-4605.
 - [21] Lorenz DA. Constructing test instances for basis pursuit denoising[J]. IEEE Trans Signal Proc, 2013, 61(5): 1210-1214.
 - [22] Bioucas-Dias JM, Figueiredo MA. An iterative algorithm for linear inverse problems with compound regularizers [C]. In proceedings of the Image Processing, 2008 ICIP 2008 15th IEEE International Conference on, 12-15 Oct. 2008. 685-688.
 - [23] Afonso MV, BioucasS-Dias JM, Figueiredo MA. An augmented Lagrangian approach to linear inverse problems with compound regularization [C]. In Proceedings of the Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on, 26-29 Sept. 2010. 4169-4172.
 - [24] 王艳, 练秋生, 李凯. 基于联合正则化及压缩传感的 MRI 图像重构 [J]. 光学技术, 2010, 36(3): 350-355.
Wang Y, Lian QS, Li K. MRI reconstruction based on compound regularizers and compressed sensing[J]. Optical Technique, 2010, 36(3): 350-355.
 - [25] Daubechies I, Defrise M, De Mol C. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint[J]. Commun Pure Appl Mathema, 2004, 57(11): 1413-1457.
 - [26] Bayram I, Selesnick IW. A subband adaptive iterative shrinkage/thresholding algorithm [J]. IEEE Trans Signal Proc, 2010, 58(3): 1131-1143.
 - [27] Beck A, Teboulle M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems[J]. SIAM Imaging Sci, 2009, 2(1): 183-202.
 - [28] Guerquin-Kern M, Haberland M, Pruessmann KP, et al. A fast wavelet-based reconstruction method for magnetic resonance imaging [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2011, 30(9): 1649-1660.
 - [29] Yang J, Zhang Y, Yin W. A fast alternating direction method for TVL1-L2 signal reconstruction from partial fourier data[J]. IEEE Trans Signal Proc, 2010, 4(2): 288-297.
 - [30] Qu X, Cao X, Guo D, et al. Combined sparsifying transforms for compressed sensing MRI[J]. Electron Lett, 2010, 46(2): 121-123.
 - [31] Vaswani N. LS-CS-Residual (LS-CS): Compressive sensing on least squares residual[J]. IEEE Trans Signal Proc, 2010, 58(8): 4108-4120.
 - [32] Akcakaya M, Seunghoon N, Peng H, et al. Compressed sensing with wavelet domain dependencies for coronary MRI: A retrospective study [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2011, 30(5): 1090-1099.
 - [33] Blumensath T. Sampling and reconstructing signals from a union of linear subspaces[J]. IEEE Trans Inform Theory, 2011, 57(7): 4660-4671.
 - [34] Lingala SG, Jacob M. Blind compressive sensing dynamic MRI[J]. IEEE Tran Med Imaging, 2013, 32(6): 1132-1145.
 - [35] Bilen C, Yao W, Selesnick IW. High-Speed compressed sensing reconstruction in dynamic parallel MRI using augmented lagrangian and parallel processing [J]. IEEE J Emerg Select T. Pics Circuit Sys, 2012, 2(3): 370-379.
 - [36] Wech T, Lemke A, Medway D, et al. Accelerating cine-MR imaging in mouse hearts using compressed sensing[J]. J Magn Reson Imaging, 2011, 34(5): 1072-1079.
 - [37] 张桂珊, 肖刚, 戴卓智, 等. 压缩感知技术及其在 MRI 上的应用 [J]. 磁共振成像, 2013, 4(4): 314-320.
Zhang GS, Xiao G, Dai ZZ, et al. Compressed sensing technology and its application in MRI [J]. Chinese Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2013, 4(4): 314-320.
 - [38] Dong Z, Zhang Y, Liu F, et al. Improving the spectral resolution and spectral fitting of 1H MRSI data from human calf muscle by the SPREAD technique[J]. NMR Biomed, 2014, 27(11): 1325-1332.
 - [39] 王水花. 磁共振并行成像技术综述 [J]. 电脑开发与应用 2011, 24(12): 74-79.
Wang SH. Survey of magnetic resonance parallel imaging [J]. Computer Development & Applications, 2011, 24(12): 74-79.