

压缩感知自动校准并行成像重建算法

张久明, 郭树旭*, 王森石, 钟 菲

(吉林大学 电子科学与工程学院, 长春 130012)

(* 通信作者电子邮箱 guosx@jlu.edu.cn)

摘 要: 针对核磁共振并行成像重建提出了一种联合稀疏性模型, 并与新的软阈值函数结合, 将有助于提高重建图像质量。首先利用校准数据生成重建核, 重建未采样数据点; 然后采用联合稀疏性模型和新的软阈值函数, 对各线圈图像数据进行处理; 最后用改进的凸投影集算法(POCS)对压缩感知核磁共振并行成像进行重建。对于仿真图像和脑部图像, 改进算法相比原算法, 重建图像归一化均方根误差(nRMSE)在加速比为4时分别减少了23%和9%。实验结果表明, 加速比较大时改进算法能明显提高并行成像重建图像的准确性。

关键词: 并行成像; 压缩感知; 凸投影集; 联合稀疏性; 软阈值

中图分类号: TP391.413 **文献标志码:** A

Reconstruction algorithm for auto-calibrating parallel imaging and compressed sensing

ZHANG Jiuming, GUO Shuxu*, WANG Miaoshi, ZHONG Fei

(College of Electronic Science and Engineering, Jilin University, Changchun Jilin 130012, China)

Abstract: A joint sparsity model, combined with a new soft threshold function, for magnetic resonance parallel imaging reconstruction was presented to improve the quality of reconstructed images. Firstly, the calibration data was used to generate the reconstruction kernel, and the non-acquired data points were reconstructed. Then the joint sparsity model and a new soft threshold function were used to process the image data for each coil. Finally, the compressed sensing magnetic resonance parallel imaging was reconstructed by the improved Projection Over Convex Set (POCS) algorithm. For the simulation images and brain images, the improved algorithm was compared with the original algorithm. When the acceleration ratio was 4, the normalized Root Mean Squared Error (nRMSE) of the reconstructed images was respectively reduced by 23% and 9%. The experimental results show that the improved algorithm can significantly improve the accuracy of the reconstructed parallel imaging images when the acceleration ratio is large relatively.

Key words: parallel imaging; compressed sensing; Projection Over Convex Set (POCS); joint sparsity; soft threshold

0 引言

多线圈接收器在核磁共振成像之初就已经被应用, 以提高信噪比。在20世纪90年代后期, Sodickson等^[1]提出用多线圈接收器加速扫描和相应的重建算法——SMASH (Simultaneous Acquisition of Spatial Harmonics)。随后, Pruessmann等^[2]提出了灵敏度编码 (Sensitivity Encoding, SENSE) 方法, 使多线圈接收器用于加速扫描成为一个可行的方案。

多线圈接收器之所以可以加速扫描, 是因为每个线圈的数据是并行采集的, 生成的图像被相应的线圈灵敏度函数加权。这样灵敏度信息和梯度编码结合, 就可以减少采样的数据, 加速扫描, 实现并行成像。压缩感知^[3-4]基于医学图像的稀疏性, 同样可以减少采样的数据, 两种方法结合^[5]能够提供更高的加速比, 用 R 表示。

经过多年的发展, 多种并行成像技术^[6-10]及其改进算法^[11-12]被相继提出, 这些技术的不同点在于线圈灵敏度信息被使用的方式。SMASH、SENSE等需要精确的线圈灵敏度信

息, 而线圈灵敏度信息很难准确地获得。AUTO-SMASH (Auto-calibrating SMASH)、VD-AUTO-SMASH (Variable Density AUTO-SMASH) 和 GRAPPA (Generalized Auto-calibrating Partially Parallel Acquisitions) 等^[6-8]隐含的利用线圈灵敏度信息重建图像, 避免了很难获得准确的线圈灵敏度信息的问题。因此, 如何利用更多的线圈灵敏度信息, 成为提高重建图像质量的关键。

本文利用图像的联合稀疏性和新的软阈值方法对压缩感知并行成像 (Auto-calibrating Parallel Imaging Compressed Sensing) ℓ_1 -SPIRiT 重建算法^[13]进行改进, 称之为改进 ℓ_1 -SPIRiT 算法。它的基础是 SPIRiT (Iterative Self-consistent Parallel Imaging Reconstruction) 算法^[14], 其能更好地利用线圈灵敏度信息, 从而提高重建质量。

1 基本理论

SPIRiT 是一种自动校准并行成像算法。它利用自校准数据计算线性权重因子, 以拟合未采样的 k 空间数据, 重建每个线圈的图像; 然后, 将每个线圈的图像结合生成最终图像。

收稿日期: 2013-11-06; 修回日期: 2013-12-17。

作者简介: 张久明 (1990-), 男, 山东临沂人, 硕士研究生, 主要研究方向: 医学图像处理; 郭树旭 (1959-), 男, 吉林长春人, 教授, 博士, 主要研究方向: 数字图像处理与分析、激光器噪声检测; 王森石 (1988-), 男, 吉林长春人, 博士研究生, 主要研究方向: 图像分割; 钟菲 (1983-), 女, 吉林长春人, 博士研究生, 主要研究方向: 无线通信。

重建数据与采样数据的一致性和自动校准过程的一致性为 SPIRiT 的基础。

与传统的 GRAPPA 算法相同, SPIRiT 算法中的未采样 k 空间数据, 由其邻近的 k 空间数据 (5×5) 加权得到。不同的是加权使用的数据不仅有采样的数据, 还有由迭代产生的未采样数据的估值, 如图 1 所示。其中: k_y 表示相位编码方向, k_x 表示频率编码方向, N_c 表示线圈分布方向。SPIRiT 算法更好地利用了隐含的线圈敏感度信息。用 $x_i(r)$ 表示第 i 个线圈的未采样 k 空间数据, r 表示数据点在 k 空间的位置, R_r 表示是一个从 k 空间中选需要点的操作符, $R_r x_i$ 表示位置 r 处邻近所有的数据, 则 $x_i(r)$ 重建公式如下:

$$x_i(r) = \sum_{j=1}^{N_c} g_{ji}^H(R_r x_j) \quad (1)$$

其中: g_{ji} 称为 SPIRiT 核, g_{ji}^H 是其共轭转置; N_c 是总的线圈数。

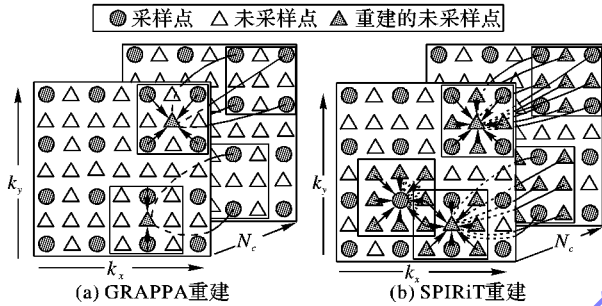


图1 GRAPPA 和 SPIRiT 重建示意图

式(1)中使用的 SPIRiT 核, 或者线性权重因子, 是通过一个局部全采样的 k 空间数据的自动校准获得。这个自动校准过程, 寻找使得线性加重的结果与校准数据, 有最小均方误差的权重因子, 可以用下式表示:

$$\min_{g_{ji}} \sum_{\rho \in \text{校准区域}} \left\| \sum_j g_{ji}^H(R_\rho x_j) - x_i(\rho) \right\|^2 \quad (2)$$

ρ 表示自校准区域内数据的坐标。如果用 \tilde{X} 表示由校准区域内所有的 $R_\rho x_j$ 构成的矩阵, $g_i = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{iN_c})^T$, 式(2)可以改写为:

$$\min_{g_i} \left\| \tilde{X}^H g_i - x_i \right\|^2 \quad (3)$$

式(3)通常用正规化最小二乘解, 其解析解为:

$$g_i = (\tilde{X}^H \tilde{X} + \beta I)^{-1} \tilde{X}^H x_i \quad (4)$$

式(1)定义了大量的耦合的线性方程, 可以写成矩阵形式。让 x 表示所有线圈的 k 空间数据, G 表示一个在合适位置包含所有 g_{ji} 的矩阵, 矩阵形式如下:

$$x = Gx \quad (5)$$

式(5)表示重建过程中的自动校准的一致性。矩阵 G 实际上是一系列用 g_{ji} 对整个 k 空间数据的卷积操作:

$$x_i = \sum_j^{N_c} g_{ji} \otimes x_j \quad (6)$$

在时域, 式(6)可以写成乘积的形式。式(5)、(6)可以直观地理解为, 用 G 对 x 进行运算和用每个点的邻近数据对其自身进行拟合是等价的。如果 x 是正确的解, 则从其每个点的邻近数据拟合得到就是完整的 k 空间数据。

重建的数据还要和采样数据在相应位置保持一致, 用下式表示:

$$y = Dx \quad (7)$$

其中: y 表示采样得到的数据, D 是从整个 k 空间数据选取采

样点的操作符。

压缩感知理论与 SPIRiT 结合形成 ℓ_1 -SPIRiT 算法, 其采样过程被优化以满足压缩感知对非相关性的要求。用 y 表示所有线圈采样的 k 空间数据, F 表示傅里叶变换, D 是从整个 k 空间数据选取采样点的操作符, G 表示 SPIRiT 操作符, Ψ 表示小波变换, x 表示时域的重建图像, ℓ_1 -SPIRiT 就是求解满足如下方程的 x :

$$\text{minimize } \ell_1(\Psi x) \quad (8)$$

$$Dx = y \quad (9)$$

$$Gx = x \quad (10)$$

其中: ℓ_1 表示 ℓ_1 范数。

本文用凸投影集算法^[10]求解方程组(8)~(10), 算法的具体流程如下。

输入: y 表示采样的所有线圈的 k 空间数据; F 表示傅里叶变换; G 表示 SPIRiT 操作符; Ψ 表示小波变换; D 表示从整个 k 空间数据选取采样点的操作符; D^* 表示将采样的数据映射到原位置; S_λ 表示软阈值操作; $errTol$ 表示循环停止误差。

输出: x_k 表示第 k 次重建的时域图像。

算法: 用校准数据计算 G 。

设 $x_0 = F^{-1} D^* y, k = 0$

do $\{ k = k + 1, m_k = G x_{k-1}$

$w_k = \Psi^{-1} S_\lambda(\Psi m_k);$

% 软阈值操作

$x_k = F^{-1} [(I - D^* D)(F w_k) + D^* y]$

% k 空间数据一致性投影

% $(I - D^* D)(F w_k)$, 重建未采集

% 点, $D^* y$ 保持采集数据一致

$e = \|x_k - x_{k-1}\|$

% 停止准则

$\}$ while $e > errTol$

2 凸投影集算法的改进

为了最小化式(8), 在图像的小波变换域设定软阈值^[15], 公式如下:

$$S_\lambda(x) = (x/|x|) \cdot \max(0, |x| - \lambda) \quad (11)$$

其中: 参数 λ 是噪声幅度的估值。本文用新的软阈值方法代替, 其公式为:

$$S_\lambda(x) = \begin{cases} a\lambda^2 - \lambda + x, & x \geq \lambda \\ ax^2, & 0 \leq x < \lambda \\ -a\lambda^2 + \lambda + x, & x \leq -\lambda \\ -ax^2, & -\lambda < x < 0 \end{cases} \quad (12)$$

其中: a 为形状系数, 取值范围为 $a < 1/\lambda$, 用于控制 $x < \lambda$ 范围内的衰减程度。新的软阈值方法在信号和噪声之间增加了一个平滑过渡区域, 更加符合自然图像的连续性, 能更好地去除噪声。实验中 a 取为 0.05, λ 取经验值为 0.0015。

每个线圈的图像, 是原始图像被线圈灵敏度信息加权得到的。假设线圈的灵敏度是平滑的, 并且每个线圈产生的图像之间没有空间平移, 这样每个图像的边缘是对齐的, 其相应的变换域有相同的空间位置分布。为了利用这一点, 本文使用联合稀疏度模型。在压缩感知中, 稀疏性是用最小化变换域图像的 ℓ_1 范数实现的。 ℓ_1 范数通常的定义是, 所有变换系数的和, 如下所示:

$$\ell_1(w) = \sum_c \sum_r \sqrt{|w_{cr}|^2} \quad (13)$$

其中: c 是线圈数, r 是空间坐标。可以理解为先对每个线圈的所有变换域系数最小化, 再对全部线圈变换系数最小化。由于

最小化是通过软阈值操作实现的。所以,当同一空间位置上的不同线圈变换域系数有大有小时,小的变换域系数会被去除。联合稀疏度模型的公式如下:

$$\ell_1(\mathbf{w}) = \sum_r \sqrt{\sum_c |\mathbf{w}_{rc}|^2} \quad (14)$$

可以理解为先对所有线圈之和不同位置变换域系数最小化,再对全部线圈变换域系数最小化。这样,同一空间位置上的大的线圈变换域系数将抑制小的线圈变换域系数去除。

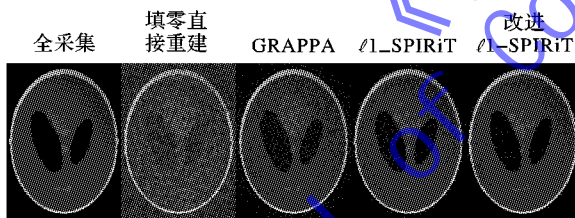
3 仿真实验和结果

本研究使用由 Lustig 等^[14]提供的仿真数据和脑部采集数据。首先由图像的全采样数据生成实验所需要的采样数据,加速比分别为 $R=3$ 和 $R=4$,然后用填零直接重建算法、GRAPPA 算法、 ℓ_1 -SPIRiT 算法和其改进算法分别进行重建。仿真图像矩阵为 200×160 ,脑部图像矩阵为 200×200 ,使用 8 个线圈并行采集的数据,校正数据为 k 空间中心 20×20 的全采样数据。所有的算法都在 Matlab 平台上实现,重建结果如图 2~3。

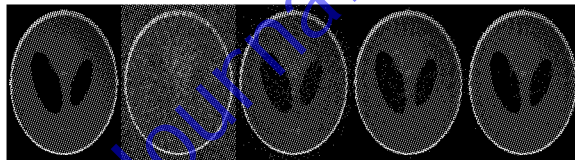
为了比较不同算法的重建效果,计算重建图像与全采样图像之间的归一化均方根误差(normalized Root Mean Squared Error, nRMSE)^[14]19:

$$nRMSE = \frac{1}{\max(\mathbf{x}) - \min(\mathbf{x})} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (\mathbf{x}(i) - \tilde{\mathbf{x}}(i))^2}$$

其中: \mathbf{x} 表示重建图像, $\tilde{\mathbf{x}}$ 代表全采样参考图像, N 是图像所有元素的索引,实验结果如表 1。从图 2~3 可以看出,改进算法的重建图像的结构更加清晰,噪声得到更有效的抑制。在表 1 中,改进算法同原算法相比较,重建图像归一化均方根误差(nRMSE),在加速比为 3 时分别减少 24% 和 3%,在加速比为 4 时分别减少了 23% 和 9%。在加速比较大时,改进算法的重建图像与参考图像更接近,重建图像的质量得到提高。

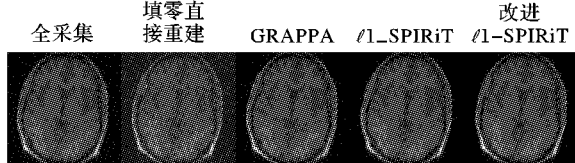


(a) $R=3$

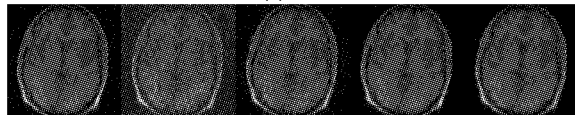


(b) $R=4$

图 2 仿真数据重建图像



(a) $R=3$



(b) $R=4$

图 3 脑部重建图像

表 1 重建图像的 nRMSE

算法	仿真图像		脑部图像	
	$R=3$	$R=4$	$R=3$	$R=4$
填零直接重建	0.1091	0.1336	0.0510	0.0677
GRAPPA	0.0247	0.0238	0.0125	0.0189
ℓ_1 -SPIRiT	0.0202	0.0224	0.0122	0.0154
改进 ℓ_1 -SPIRiT	0.0153	0.0173	0.0118	0.0140

4 结语

通过图像的联合稀疏性和新的软阈值方法相结合,本文提出了一种压缩感知自动校准并行成像重建改进算法。在同一空间位置上,图像的联合稀疏性可以使大的线圈变换域系数抑制小的线圈变换域系数被去除,保留了更多的有用信号;新的软阈值方法在信号和噪声之间增加了一个平滑过渡区域,更加符合自然图像的连续性,能更好地去除噪声。仿真实验结果表明,改进算法同原算法相比较,重建图像归一化均方根误差(nRMSE),在加速比为 4 时分别减少了 23% 和 9%,能有效提高重建图像质量。

参考文献:

- [1] SODICKSON D K, MANNING W J. Simultaneous Acquisition of Spatial Harmonics (SMASH): fast imaging with radiofrequency coil arrays [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 1997, 38(4): 591 - 603.
- [2] PRUESSMANN K P, WEIGER M, SCHEIDEgger M B, *et al.* SENSE: sensitivity encoding for fast MRI [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 1999, 42(5): 952 - 962.
- [3] SHI G, LIU D, GAO D, *et al.* Advances in theory and application of compressed sensing [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(5): 1070 - 1081. (石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. *电子学报*, 2009, 37(5): 1070 - 1081.)
- [4] LI R, GAN Z, ZHU X. A fast compressed sensing image reconstruction algorithm based on best linear estimate [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(12): 3006 - 3012. (李然, 干宗良, 朱秀昌. 基于最佳线性估计的快速压缩感知图像重建算法[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(12): 3006 - 3012.)
- [5] LIU F, DUAN Y, PETERSON B S, *et al.* Compressed sensing MRI combined with SENSE in partial k -space [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2012, 57(21): 391 - 403.
- [6] JAKOB P M, GRISWOLD M A, EDELMAN R R, *et al.* AUTO-SMASH: a self-calibrating technique for SMASH imaging [J]. *Magnetic Resonance in Physics, Biology and Medicine*, 1998, 7(1): 42 - 54.
- [7] HEIDEMANN R M, GRISWOLD M A, HAASE A, *et al.* VD-AUTO-SMASH imaging [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2001, 45(6): 1066 - 1074.
- [8] GRISWOLD M A, JAKOB P M, HEIDEMANN R M, *et al.* Generalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisitions (GRAPPA) [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2002, 47(6): 1202 - 1210.
- [9] WANG D, BAO S. Parallel magnetic resonance image technology of GRAPPA-SENSE [J]. *Chinese Journal of Medical Imaging Technology*, 2011, 27(8): 1688 - 1693. (王达, 包尚联. 并行磁共振成像 GRAPPA-SENSE 技术[J]. *中国医学影像技术*, 2011, 27(8): 1688 - 1693.)

(下转第 1502 页)

4 结语

本文在分析了 Dohono 软硬阈值、硬软折中阈值函数以及文献[3]、文献[4]的优缺点后,提出了对阈值函数的改进算法。这一阈值函数含有两个调节阈值因子 α 和 n , 通过改变这两个参数,达到最佳小波系数阈值的估计,经过实验证明,改进的阈值函数能够较好地去除图像噪声,且可以保护图像的细节信息。

表1 降噪后 Lena 图像的 PSNR 和 MSE 对比

降噪方法	PSNR /dB	MSE
软阈值法	22.7763	343.1255
硬阈值法	24.1523	295.2935
折中阈值法($\alpha=0.5$)	24.1156	252.0710
文献[3] 阈值法	23.6083	283.3055
文献[4] 阈值法($\alpha=3$)	23.8284	269.3030
本文算法($\alpha=3, n=0.125$)	24.2740	243.0390

表2 降噪后 Cameraman 图像的 PSNR 和 MSE 对比

降噪方法	PSNR /dB	MSE
软阈值	21.9995	410.3229
硬阈值	23.6655	359.5940
折中阈值法($\alpha=0.5$)	23.1793	312.7160
文献[3] 阈值法	22.7534	344.9375
文献[4] 阈值法($\alpha=8$)	22.7932	341.7903
本文算法($\alpha=8, n=0.125$)	23.7690	306.3230

参考文献:

- [1] ZHAO J, SUN H, DENG C, *et al.* Particle swarm optimization based adaptive image denoising in Shearlet domain [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2011, 32(6): 1147-1150. (赵嘉, 孙辉, 邓承志, 等. 基于粒子群优化的 Shearlet 自适应图像去噪[J]. 小型微型计算机系统, 2011, 32(6): 1147-1150.)
- [2] YANG N, WU C, QU H. Mixed noised denoised based on partial differential equation [J]. *Application Research of Computers*, 2013, 30(6): 1899-1902. (杨农丰, 吴成茂, 屈汉章. 基于偏微分方程的混合噪声去噪研究[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(6): 1899-1902.)
- [3] ZHANG Y, ZHANG P, WANG G, *et al.* Denoising method for color images based on chrominance model and curvelet transform [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2012, 17(12): 1472-1477. (张云强, 张培林, 王国德, 等. 基于曲波变换和色度模型的彩色图像去噪[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(12): 1472-1477.)
- [4] ZHANG L, LI X. Image denoising method of partial differential equation based on wavelet transform [J]. *Laser and Infrared*, 2013, 43(8): 943-946. (张力娜, 李小林. 一种基于小波变换的偏微分方程图像去噪方法[J]. 激光与红外, 2013, 43(8): 943-946.)
- [5] LI X, ZHU S. Survey of wavelet domain image denoising [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2006, 11(9): 1201-1209. (李旭超, 朱善安. 小波域图像降噪概述[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(9): 1201-1209.)
- [6] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995, 41(3): 613-627.
- [7] ZHOU X, ZHU W, GUO Q. The denoising of ultrasonic signal based on asymptotic semi-soft thresholding function [J]. *Journal of Detection and Control*, 2011, 33(2): 35-39. (周西峰, 朱文文, 郭前岗. 基于渐近半软阈值函数的超声信号去噪方法[J]. 探测与控制学报, 2011, 33(2): 35-39.)
- [8] ZHANG L, QIN H, YU C. Research of denoising method based on wavelet threshold [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(9): 172-173. (张莲, 秦华峰, 余成波. 基于小波阈值去噪算法的研究[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(9): 172-173.)
- [9] LIU Z, YANG W, ZHANG C. Destriping method based on transform domain [J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(9): 2603-2605. (刘召海, 杨文柱, 张辰. 基于变换域的条带噪声去除方法[J]. 计算机应用, 2013, 33(9): 2603-2605.)
- [10] DONOHO D L, JONSTONE I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1995, 90(432): 1200-1224.
- [11] YE C, HUANG Y. New improvement of wavelet threshold denoising algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(12): 141-146. (叶重元, 黄永东. 小波阈值去噪算法的新改进[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(12): 141-146.)
- [12] ZHANG W, SONG G. Signal de-noising in wavelet domain based on a new kind of thresholding function [J]. *Journal of Xidian University: Natural Science*, 2004, 31(2): 296-303. (张维强, 宋国乡. 基于一种新的阈值函数的小波域信号去噪[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2004, 31(2): 296-303.)
- [13] LIU G, WANG L, DONG Y. Digital image processing using Matlab [M]. Beijing: China Machine Press, 2010: 223-250. (刘刚, 王立香, 董延. Matlab 数学图像处理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2010: 223-250.)
- [14] ZHENG J, HOU R. Selection of wavelet base in denoising of wavelet transform [J]. *Journal of Shenyang University*, 2009, 21(2): 108-110. (郑钧, 侯锐峰. 小波去噪中小波基的选择[J]. 沈阳大学学报, 2009, 21(2): 108-110.)
- [15] MURPHY M, ALLEY M, DEMMEL J, *et al.* Fast ℓ_1 -SPIRiT compressed sensing parallel imaging MRI: scalable parallel implementation and clinically feasible runtime [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2012, 31(6): 1250-1262.
- [16] CHANG Y, LIANG D, YING L. Nonlinear GRAPPA: a kernel approach to parallel MRI reconstruction [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2012, 68(3): 730-740.
- [17] MAJUMDAR A, WARD R K. Nuclear norm-regularized SENSE reconstruction [J]. *Magnetic Resonance Imaging*, 2012, 30(2): 213-221.
- [18] LUSTIG M, ALLEY M, VASANAWALA S, *et al.* L_1 SPIRiT: auto-calibrating parallel imaging compressed sensing [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2009, 17(2): 379-379.
- [19] LUSTIG M, PAULY J M. SPIRiT: iterative self-consistent parallel imaging reconstruction from arbitrary k -space [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2010, 64(2): 457-471.
- [20] DUAN Y, MA L, LI Y, *et al.* Improved soft-threshold denoising algorithm based on wavelet analysis [J]. *Science Technology and Engineering*, 2010, 10(23): 5755-5758. (段永刚, 马立元, 李永军, 等. 基于小波分析的改进软阈值去噪算法[J]. 科学与工程, 2010, 10(23): 5755-5758.)

(上接第1493页)