

基于SENSE和GRAPPA的并行磁共振图像重建算法

陈蓝钰^{1,2,3}, 常 严¹, 王 雷^{1,2,3}, 徐雅洁^{1,2}, 张广才¹, 杨晓冬^{1,3}

1. 中国科学院苏州生物医学工程技术研究所, 江苏 苏州 215163; 2. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033; 3. 中国科学院大学, 北京 101408

【摘要】并行磁共振成像技术降低了采样时间,提高了成像速度和图像分辨率,但重建图像信噪比有所下降。为此提出了一种基于SENSE(Sensitivity Encoding)和GRAPPA(GeneRelized Autocalibrating Patially Parallel Acquisitions)的并行成像算法,降低由于减少采样行而造成的信噪比损失。在采集较少K空间中心自标定(ACS)行基础上,先用GRAPPA算法拟合出更多中心数据估计得到较为精确的线圈灵敏度,采用共轭梯度法进行图像重建,得到质量较好的重建图像,进而结合估计的线圈灵敏度进行交替迭代优化,计算出误差较小、分辨率较高的最终重建图像。采用了不同加速因子的人脑磁共振K空间欠采样数据以验证该算法的重建性能。仿真实验结果表明,该算法重建出的MR图像从视觉效果上和定量对比结果上都优于已有算法。尤其是在加速因子较大、采样行数较少时可以重建出质量更高的磁共振图像,具有更低的归一化均方误差和更高的信噪比(能提高22%)。新算法降低K空间采样行的同时,提高了并行磁共振重建图像信噪比并降低了噪声干扰。

【关键词】并行磁共振图像重建;SENSE算法;GRAPPA算法;K空间;信噪比;线圈灵敏度

【中图分类号】R318

【文献标识码】A

【文章编号】1005-202X(2015)05-0617-05

Parallel magnetic resonance imaging reconstruction algorithm based on generalized autocalibrating partially parallel acquisitions and sensitivity encoding

CHEN Lan-yu^{1,2,3}, CHANG Yan¹, WANG Lei^{1,2,3}, XU Ya-jie^{1,2}, ZHANG Guang-cai¹, YANG Xiao-dong^{1,3}

1. Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology, Chinese Academy of Sciences, Suzhou 215163, China; 2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China

Abstract: Parallel magnetic resonance (MR) imaging technology reduces sampling time, improves imaging speed and image resolution, but reduces the signal-to-noise ratio (SNR) of reconstruction image. A parallel imaging algorithm based on the sensitivity encoding (SENSE) and generalized autocalibrating partially parallel acquisitions (GRAPPA) was proposed to reduce the loss of SNR caused by the reducing of sampling time. GRAPPA algorithm was used to fit more missing central data in central K-space with a small number of autocalibration signal lines in order to estimate and generate more accurate coil sensitivities. The better reconstruction images were obtained by conjugate-gradient. And then combined with estimated coil sensitivities, alternating iterative optimization was carried out to calculate the final reconstruction image with small error and high image resolution. The sampling data in the human brain MR K-space of different accelerated factors were applied to verify the reconstruction function of the algorithm. The simulation experiences showed that MR images reconstructed by the proposed algorithm were better than those reconstructed by the conventional algorithm in visual effects and quantitative comparison results. When the accelerated factors were larger and the number of sampling lines was small, the MR images with higher quality were reconstructed, with lower normalized mean squared error and higher SNR which could be improved by 22%. The proposed algorithm can reduce the number of sampling lines in K-space, and improve the SNR of parallel reconstruction

【收稿日期】2015-06-11

【基金项目】国家自然科学基金(11105096);江苏省自然科学基金(BK20131171);苏州市科技项目(SYG201425)

【作者简介】陈蓝钰(1991-),在读硕士。Tel: 13013885799; E-mail: lanxylu@126.com。

【通信作者】杨晓冬(1977-),博士,中科院“百人计划”研究员。Tel: 0512-69588133; E-mail: xiaodong.yang@sibet.ac.cn。

MR images, and lower the noise interference.

Key words: parallel magnetic resonance imaging reconstruction; sensitivity encoding algorithm; generalized autocalibrating partially parallel acquisitions algorithm; K-space; signal-to-noise ratio; coil sensitivity

前言

阵列线圈接收技术^[1]及其重建算法并行磁共振成像算法(pMRI)^[2-4]已在MRI领域突飞猛进的发展。pMRI算法目前主要分为两类^[5-10]:一种是基于K空间快速采集的重建,其主要思想是由欠采样的K空间数据计算出并行线圈的权重系数,用已采集的数据拟合出各个线圈中缺失的K空间数据,从而得到完整的各线圈K空间数据。代表算法为GRAPPA (GeneRelized Autocalibrating Partially Parallel Acquisitions)^[5];另外一种是基于图像域的重建,SENSE (Sensitivity Encoding, SENSE)^[7]是该类的代表算法,随后发展出了更常用的SC-SENSE (Self-calibrating SENSE)^[8]等多种重建算法。该类技术主要利用线圈灵敏度信息对混叠图像进行展开和组合,得到无混叠伪影的图像。该类算法线圈灵敏度的精确性和分辨率的高低会直接影响重建图像的质量,通过增加K空间中心采样行数,可以提高线圈灵敏度的精确性,使得重建结果更好,但相应增加了采样时间。因此,在采集较少中心行的基础上,实现并行磁共振快速成像的同时,又能提高线圈灵敏度的精确性和重建图像质量是极具有研究价值的。

本文基于两类并行成像关键算法提出了GRAPPA-JSENSE (Generalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisitions Joint Image Reconstruction in Sensitivity Encoding)算法,在采集较少K空间中心行的情况下,应用GRAPPA算法拟合出更多的K空间中心附近未采集的数据得到较为精确的线圈灵敏度,再进行图像域共轭梯度重建,得到质量较好的无混叠重建图像。并在此基础上进一步提高重建图像质量,将灵敏度和重建出来的图像结合,进行交替迭代优化。本文给出了对8通道人脑数据的重建结果,表明了相较于已有算法,重建图像信噪比更高,质量更好。

1 理论和方法

1.1 pMRI重建算法理论

利用并行成像技术得到的各线圈欠采样数据做傅里叶变换得到的图像是混叠的,SENSE技术主要是利用线圈灵敏度函数在图像域将混叠展开,因此

最终重建图像的质量和线圈灵敏度的精确程度密切相关。SC-SENSE技术是对SENSE算法的改进并广为临床采用。采用的灵敏度计算方法是自标定灵敏度估计算法^[11],对K空间外围欠采样的同时,对中心数据完整采样,获取自标定ACS行(Autocalibration Signal lines)。MRI图像重建公式可以表示如下,

$$I_i(x, y) = C_i(x, y_1)\rho(x, y_1) + C_i(x, y_2)\rho(x, y_2) + \dots + C_i(x, y_R)\rho(x, y_R) \quad (1)$$

式中 $I_i(x, y)$ 是第 i 个线圈的混叠图像像素值, C_i 是第 i 个线圈单元的复数灵敏度函数, ρ 是真实图像, R 是加速倍数。对每一个接收线圈 i ,ACS行傅里叶变换之后生成一个低分辨率参考图像,

$$I_i^{\text{reference}}(\vec{r}) = \{\rho(\vec{r})C_i(\vec{r})\}^{\text{low-res}} \approx \rho^{\text{low-res}}(\vec{r})C_i(\vec{r}) \quad (2)$$

其中, $\rho(\vec{r})$ 为横向磁化率分布, $C_i(\vec{r})$ 为复数值的线圈灵敏度, \vec{r} 表示空间位置, $\rho^{\text{low-res}}$ 右上标表示只用了K空间中心行,产生的是整个 $\rho(\vec{r})$ 和 $C_i(\vec{r})$ 的一个低分辨率估计。对ACS数据进行傅里叶变换,然后利用平方和算法(Sum of Squares, SOS),进行归一化处理,即可得到并行线圈的原始灵敏度分布 S 。并行线圈的灵敏度的计算公式表示如下:

$$S_i(x, y) = \frac{I_i(x, y)}{\sqrt{\sum_i (I_i(x, y))^2}} \quad (3)$$

式中 $I_i(x, y)$ 表示第 i 个线圈的K空间中心行得到的低分辨率图像,根据SOS算法得到 $S_i(x, y)$,即为相对应的线圈灵敏度分布图。

当采集较少ACS行时,式(2)中对高空间分辨率 $\rho(\vec{r})$ 的截断会导致参考图像当中产生Gibbs环伪影^[12],而且通过式(3)与SOS相除消除不掉,也不能通过多项式拟合或者小波去噪法完全去除灵敏度矩阵中的环伪影。因此,如何在采集较少ACS行的基础上,保证并行磁共振快速成像,又能提高线圈灵敏度的精确性是本文研究的出发点。

1.2 GR-JSENSE算法思想

从1.1节分析中可以看出灵敏度的精确估计是图像重建的关键技术。若灵敏度矩阵存在一定的噪声和Gibbs环伪影的干扰,会直接影响图像重建质量,如果直接通过低通滤波会使图像边缘有误差。针对

此问题, Ying^[13]在 JSENSE (Joint Image Reconstruction and Sensitivity Estimation in SENSE) 一文中把灵敏度矩阵的估计值和重建图像的计算结合起来交替迭代, 使得图像质量得到一定的提升。

本文在分析两类重建算法的基础上, 提出了新的重建算法 GRAPPA-JSENSE, 简称 GR-JSENSE, 尽量减少采样时间的同时提高线圈灵敏度精确性, 保证重建图像较高的信噪比。具体实现过程可以按照以下三步进行。

(1) 降低 K 空间中心采样行, 提高扫描速度。利用 GRAPPA 算法进行数据拟合, 内插出更多 K 空间中心未采数据。公式如下,

$$I_j(k_y + m\Delta k_y, k_x) = \sum_{l=1}^L \sum_{b=B_1}^{B_2} \sum_{h=H_1}^{H_2} w_{j,l,r} (l, b, h) \times I_j(k_y + bR\Delta k_y, k_x + h\Delta k_x) \quad (4)$$

其中, $I_j(k_y + m\Delta k_y, k_x)$ 为第 j 个线圈在位置 $(k_y + m\Delta k_y, k_x)$ 处的磁共振信号, w 表示权重系数, R 表示加速因子, j 是目标线圈, l 为线圈系数, b 和 h 分别为相位编码方向 k_y 和频率编码方向 k_x 方向上重建区的数据块数。通过此方法可以在 K 空间中心采样行较少的基础上拟合出更多的中心数据, 以便计算出各线圈更精确的灵敏度矩阵。

(2) 进行基于 SENSE 的重建, 过程可以表示为

$$I = E\rho \quad (5)$$

式中 E 为系统编码矩阵, 表示为

$$E = e^{ik_r r} C_j(r_p) \quad (6)$$

其中 r_p 便是第 p 个图像像素, k_r 为第 k 个 K 空间值, $C_j(r_p)$ 为第 j 个线圈位于 r_p 处的线圈灵敏度函数。式 (5) 给出的是一个超定方程组, 其系统编码矩阵 E 的条件数 $\text{Cond}(E) \geq 1$, 所以对该线性方程组的求解问题是病态的^[14], 此处引入共轭梯度迭代^[15]重建法进行求解, 降低计算机在解大型线性问题时的计算时间和对内存的要求, 并且用迭代法进行重建可以提高图像的精度, 且其本身具有内在的正则化效果。

(3) 考虑到 K 空间数据噪声的影响, 通过寻找一个最小二乘法的解值, 把前两步得到的灵敏度矩阵的估计值和重建图像结合起来交替迭代, 进一步优化。为达到平滑去噪, 使得上文得出的灵敏度初始值更加精确的目的, 先将线圈灵敏度函数用多项式拟合方法表示如下,

$$C_l(\vec{r}) = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N a_{l,i,j} (x - \bar{x})^i (y - \bar{y})^j \quad (7)$$

其中, $(x, y) = \vec{r}$ 表示像素位置, $a_{j,m,n}$ 表示多项式拟合

系数。编码矩阵可以表示如下,

$$E(a)_{[l,m],n} = \sum_{i,j} a_{l,i,j} (x_n - \bar{x})^i (y_n - \bar{y})^j e^{-i2\pi(k_{xm} \cdot x_n + k_{ym} \cdot y_n)} \quad (8)$$

交替迭代可以表示为,

$$\{a, f\} = \arg \min_{\{a, f\}} U(a, f) \quad (9)$$

其中, 目标函数为,

$$U(a, f) = \frac{1}{2} \|d - E(a)f\|^2 \quad (10)$$

式中 f 表示重建图像。迭代过程总结如下, 上一步迭代得到的灵敏度用于得到重建图像 f , 目标函数如式 (11); 通过共轭梯度迭代法 (CG-SENSE) 得出 f , 用于迭代得出灵敏度系数 a , 目标函数如式 (12)。

$$f = \min_f \frac{1}{2} \|d - E f\| \quad (11)$$

$$a = \min_a \frac{1}{2} \|d - E(a)f\| \quad (12)$$

交替迭代得到线圈灵敏度函数和重建图像, 直至目标函数停止减小, 最后步得出的图像即为最终重建结果。

2 数据获取和分析

为验证本文算法的可行性, 采用的实验数据为 3T 的 GE 磁共振扫描系统获取的 8 通道脑部全 K 空间数据 (自旋回波脉冲序列, TE/TR=11/700 ms, FOV=220 mm², 矩阵为 256×256)。全 K 空间数据生成 Ref 参考图像, 作为对比。人为模拟并行磁共振成像技术笛卡尔采样模式, 对相位编码方向进行采样, 其中 K 空间中心保留 ACS 行, 外围分别以加速因子 R 为 2、3、4、5 进行欠采样, 得到缺失的 K 空间数据, 分别用 CG-SENSE 算法、JSENSE 算法和本文 GR-JSENSE 算法得到重建图像, 并和参考图像 (真实脑部全 K 空间数据重建图像) 做定性对比分析。所有程序通过 MATLAB 编程实现, 运行环境为 LENOVO ThinkCentre M6500t-N000 台式机, CPU 为 i5-4570, 内存为 4 GB, window7 操作系统。

通过归一化均方误差 (NMSE) 和信噪比 (SNR) 两个量化指标^[16]来评价重建图像的质量。归一化均方误差描述重建图像与标准参考图像的相对误差, 计算方法如下:

$$NMSE = \frac{\sum_{(x,y)} \|I_{recon}(x,y) - I_{ref}(x,y)\|^2}{\sum_{(x,y)} \|I_{ref}(x,y)\|^2} \quad (13)$$

其中 $I_{recon}(x,y)$ 为重建出的图像, $I_{ref}(x,y)$ 为参考图像。

信噪比也是评定图像质量好坏的一个重要方面,

其值越大,表明图像的质量越高、噪声越少。pMRI 信噪比的研究一般采用的方法如下:

$$SNR = 10 \lg(S/N) \quad (14)$$

S 是标准图像的协方差,表示了图像有用信息, N 代表标准图像和重建图像的均方误差,表示重建图像的噪声特性。

$$S = \text{var}(I_{\text{ref}}(:,1)) \quad (15)$$

$$N = \text{mean}(I_{\text{recon}}(:,) - I_{\text{ref}}(:,))^2 \quad (16)$$

3 结果

图 1、2 分别表示 $R=3$ 、 $R=5$, $ACS=12$ 行时,参考图像、CG-SENSE、JSENSE、GR-JSENSE 重建图像以及相应的误差图。图 3 表示 $R=4$, $ACS=24$ 行时,参考图像、CG-SENSE、JSENSE、GR-JSENSE 重建图像以及相应的误差图。

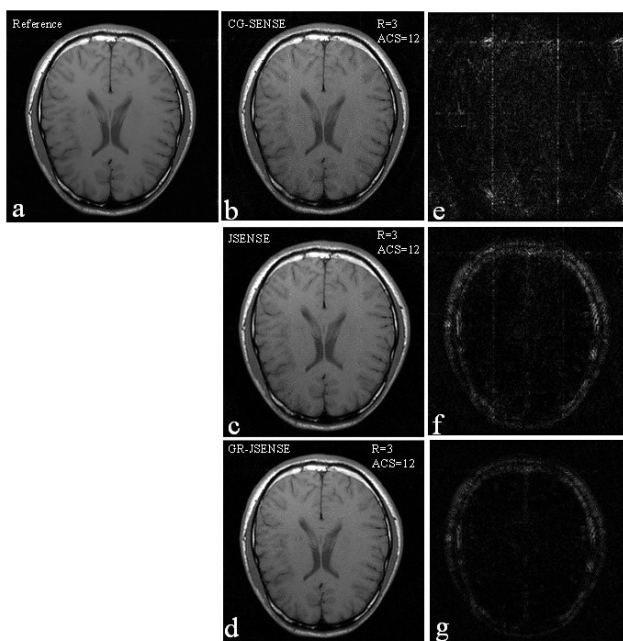


图 1 中心行 12、加速因子为 3 时的重建图像

Fig.1 Reconstructed brain images with $R=3$ and 12 ACS lines

a: Reference image; b: Recon image with CG-SENSE; c: Recon image with JSENSE; d: Recon image with GR-JSENSE; e: CG-SENSE error map; f: JSENSE error map; g: GR-JSENSE error map

所有图像均用同样的灰度范围表示。从定性对比结果可以看出,GR-JSENSE 算法和 JSENSE 算法得到的重建时,得到的重建结果较 JSENSE 算法好。重建图像与参考图像的差值图像更加直观地展示了本文算法重建结果较好的重建精度以及对伪影的有效抑制,在灰度分布上更加接近参考图像。

从表 1 中数值上以清楚地看到,当加速因子较低

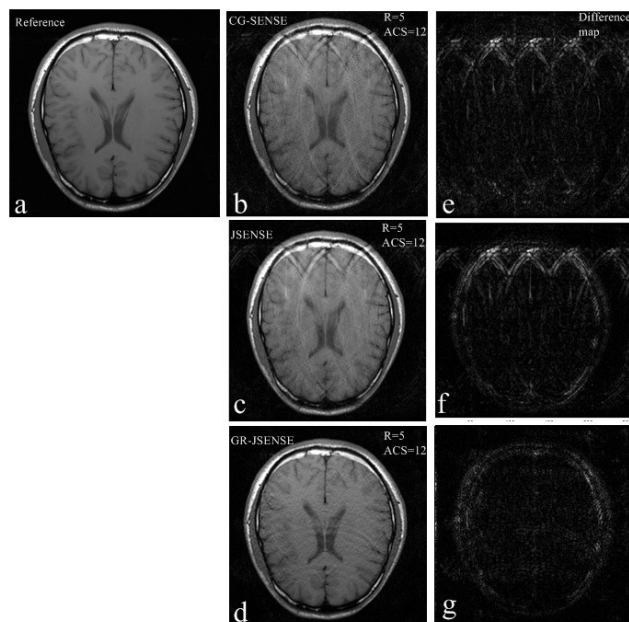


图 2 中心行 12、外围加速因子为 5 时的重建结果

Fig.2 Reconstructed brain images with $R=5$ and 12 ACS lines

a: Reference image; b: Recon image with CG-SENSE; c: Recon image with JSENSE; d: Recon image with GR-JSENSE; e: CG-SENSE error map; f: JSENSE error map; g: GR-JSENSE error map

($R=3$)时,采用 GRAPPA-JSENSE 算法和 JSENSE 算法的信噪比均比 CG-SENSE 算法高,且归一化均方误差较低,重建精度更加接近参考图像,当加速因子较大时($R=4,5$)时,优势更为明显,同时 GRAPPA-JSENSE 算法效果最好,重建图像具有更高的信噪比和更低的归一化均方误差,当 $ACS=12$, $R=5$ 时,本文算法实验 SNR 值和 NMSE 值相对 JSENSE 算法和 CG-SENSE 算法分别提高了 22% 和 50%。表明该方法相比原有算法,更能有效地抑制重建过程中的噪声干扰,消除混叠伪影,重建图像细节分辨率更好,有利于临床诊断。

4 结论

本文在分析线圈灵敏度估计的不精确性及信号采集时间长的基础上,提出一种基于 pMRI 重建技术中 K 空间域和图像域两大类重建算法的新方法,结合 K 空间域算法拟合出更多 K 空间中心缺失数据用于各线圈灵敏度估计,通过多项式拟合方法得到更为精确的线圈灵敏度,进而用共轭梯度迭代法得到最优重建图像。实验结果表明,与原有重建算法相比,本方法较好地抑制了图像混叠伪影,同时提高了图像信噪比。在采样加速因子 R 较大时,效果更为明显,对临床诊断和提高磁共振成像速度具有一定意义。

致谢:感谢上海磁共振重点实验室开放课题的支持。

表 1 GRAPPA-JSENSE(GR-JS)、JSENSE(JS)和CG-SENSE(GS)重建算法的性能比较

Tab.1 Comparison of images quality of GRAPPA-JSENSE(GR-JS), JSENSE(JS) and CG-SENSE(GS)

ACS		R=3			R=4			R=5		
		GR-JS	JS	GS	GR-JS	JS	GS	GR-JS	JS	GS
12	NNSE (%)	0.38	0.44	0.45	0.51	0.63	1.07	0.80	1.53	1.61
	SNR	21.03	20.44	20.36	19.81	18.34	16.58	17.81	14.99	14.61
16	NNSE (%)	0.37	0.43	0.45	0.49	0.61	0.92	0.76	1.52	1.64
	SNR	21.08	20.49	20.38	19.89	18.69	17.22	18.01	15.05	14.71
24	NNSE (%)	0.35	0.41	0.43	0.48	0.58	0.83	0.66	0.99	1.13
	SNR	21.11	20.73	20.57	20.06	19.26	17.25	18.62	16.90	16.32
32	NNSE (%)	0.37	0.36	0.56	0.45	0.54	0.63	0.59	0.85	0.81
	SNR	21.14	20.64	19.46	20.26	19.54	18.91	19.11	17.74	17.56

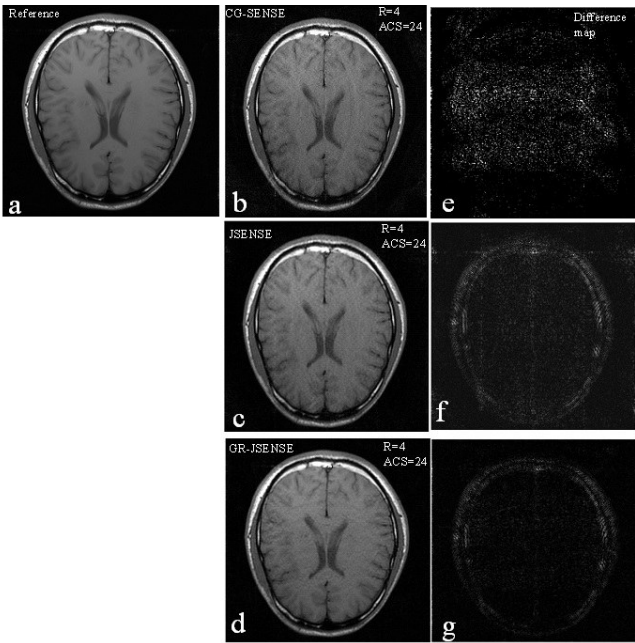


图 3 中心行 24、外围加速因子为 4 时的一组重建图像

Fig.3 Reconstructed brain images with R=4 and 24 ACS lines

a: Reference image; b: Recon image with CG-SENSE; c: Recon image with JSENSE; d: Recon image with GR-JSENSE; e: CG-SENSE error map; f: JSENSE error map; g: GR-JSENSE error map

【参考文献】

[1] 徐雅洁, 祝祯伟, 田浩然, 等. 非线性梯度场下并行成像技术进展[J]. 中国医学影像技术, 2012, 28(11): 2098-2101.
Xu YJ, Zhu ZW, Tian HR, et al. Progress of parallel imaging technology in nonlinear gradient field[J]. Chinese Journal of Medical Imaging Technology, 2012, 28(11): 2098-2101.

[2] Carlson JW. An algorithm for NMR imaging reconstruction based on multiple RF receiver coils[J]. J Magn Reson, 1987, 74(2): 376-380.

[3] 肖智魁, 胡广书. 并行磁共振成像的若干主要算法[J]. 国际生物医学工程杂志, 2007, 30(2): 81-85.
Xiao ZK, Hu GS. Main algorithms of parallel magnetic resonance imaging techniques[J]. International Journal of Biomedical Engineering, 2007, 30(2): 81-85.

[4] 陈武凡. 并行磁共振成像的回顾、现状与发展前景[J]. 中国生物医

学工程学报, 2005, 24(6): 649-654.

Chen WF. Parallel magnetic resonance imaging: past, present and future [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2005, 24(6): 649-654.

[5] Griswold MA, Jakob PM, Heidemann RM, et al. Generalized autocalibrating partially parallel acquisitions (GRAPPA)[J]. Magn Reson Med, 2002, 47(6): 1202-1210.

[6] Artin U, Mark JM, Patrich V. ESPIRiT: an eigenvalue approach to autocalibrating parallel imaging reconstruction algorithms[J]. Magn Reson Med, 2014, 71(3): 990-1001.

[7] Pruessmann KP, Weiger M, Scheidegger MB, et al. SENSE: sensitivity encoding for fast MRI[J]. Magn Reson Med, 1999, 42 (5): 952-962.

[8] Mckenzie CA, Yeh EN, Ohliger MA. Self-calibrating parallel imaging with automatic coil sensitivity extraction[J]. Magn Reson Med, 2002, 47(3): 529-538.

[9] Pruessmann KP, Weiger M, Boernert P. Advances in sensitivity encoding with arbitrary K-space trajectories[J]. Magn Reson Med, 2001, 46(4): 638-651.

[10] Blaimer M, Breuer F, Mueller M, et al. SMASH, SENSE, PILS, GRAPPA: How to choose the optimal method[J]. Top Magn Reson Imaging, 2004, 15(4): 223-236.

[11] 熊 琼. 并行磁共振成像的图像重建算法及实现[D]. 武汉: 中南民族大学电子信息工程学院, 2009: 18-22.
Xiong Q. Realization of parallel MRI image reconstruction algorithm[D]. Wuhan: Information Engineering Institute of South Central University for Nationalities, 2009: 18-22.

[12] Yuan L, Ying L, Xu D, et al. Truncation effects in SENSE reconstruction[J]. Magn Reson Imaging, 2006, 24(10): 1311-1318.

[13] Ying L, Sheng JH. Joint image reconstruction and sensitivity estimation in SENSE (JSENSE)[J]. Magn Reson Med, 2007, 57(6): 1196-1202.

[14] 赵喜平. 磁共振成像系统的原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 56-61.
Zhao XP. The principle and application of magnetic resonance imaging system[M]. Beijing: Science Press, 2002: 56-61.

[15] Hestenes MR, Stiefel E. Methods of conjugate gradients for solving linear systems[J]. Natl Bur Standards J Res, 1952, 49(6): 409-436.

[16] Chang YC, Liang D, Ying L. Nonlinear GRAPPA: a kernel approach to parallel MRI reconstruction[J]. Magn Reson Med, 2012, 68(3): 730-740.