

# 基于鲁棒估计的并行磁共振成像中部分数据重建算法

黄 鑫<sup>1)</sup> 陈武凡<sup>2)</sup> 冯衍秋<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(中国人民解放军总医院器械处 北京 100853)

<sup>2)</sup>(南方医科大学生物医学工程学院 广州 510515)

**摘 要** 部分傅立叶数据重建和多通道并行成像是两种有效的磁共振快速成像技术,两种技术都是通过减少梯度编码步数来缩短数据获取时间. 结合技术相比于单项技术可以更加有效地提高扫描速度. 但是,由于在部分数据恢复过程中由于共轭对称性的破坏会产生破坏数据并且带来相位偏移,使得在之后进行的并行重建过程产生误差,造成重建图像产生伪影. 文中提出了一种新的约束重建算法去消除重建图像中产生的伪影. 算法应用 AM 鲁棒估计的框架对破坏数据进行数据修正,很好地抑制了异常值对数据集造成的影响. 实验结果显示文中算法达到了优质快速成像的目的,更具有实用性.

**关键词** 磁共振成像;部分傅立叶数据重建;并行磁共振成像;SENSE算法;鲁棒估计

**中图法分类号** TP391 **DOI号**: 10.3724/SP.J.1016.2011.01732

## An Effective Algorithm in Partial Fourier Parallel MRI Based on Robust Estimator

HUANG Xin<sup>1)</sup> CHEN Wu-Fan<sup>2)</sup> FENG Yan-Qiu<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(Office of Medical Devices, PLA General Hospital, Beijing 100853)

<sup>2)</sup>(School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515)

**Abstract** Partial Fourier acquisition and parallel imaging are two effective fast imaging techniques. Both techniques permit decreased acquisition times by reducing the amount of phased encoding needed. The benefits of the combined technique compared with the individual techniques are large reduced imaging time. Unfortunately, during the partial Fourier reconstruction processing, restoration of missing uncollected  $k$ -space data rely on corrupt Hermitian conjugate symmetry. This leads to minor phase variations and noise introduced, which in turn corrupt in SENSE process. In this paper, a constrained reconstruction algorithm is presented to remove artifact in images. We apply robust Annealing M (AM) Estimator scheme to suppress the corrupt data points and make solutions insensitive to the influence caused by outliers. Experimental results show that proposed method can effectively eliminate aliasing artifacts to enhance quality of reconstruction and imaging speed.

**Keywords** magnetic resonance imaging; partial Fourier data reconstruction; parallel MRI; SENSE algorithm; robust estimator

## 1 引言

成像速度是临床磁共振应用所关注的重要指标,因此快速成像一直是磁共振成像领域的研究热点之一.随着梯度场强已经接近极限,硬件的发展极大制约了扫描速度的进一步提高.为了加速成像,在临床应用中常常需要减少相位编码次数,来缩短数据采集时间以保持合适的信噪比.临床采用部分数据进行傅立叶重建(Partial Fourier, PF)常应用 Homodyne 算法<sup>[1]</sup>,它利用了低频数据的相位信息来校正整幅图像的相位偏移,算法已经成功重建出符合诊断要求的图像.近几年,随着多通道采集技术与并行成像算法的出现,使得成像不再依赖梯度性能的提高就可以大幅加快数据的采集.多线圈并行成像技术(Parallel Imaging, PI)主要是利用相控阵线圈中单个相控阵线圈的空间敏感度差异来编码空间信息,降低成像所必需的梯度编码步数,从而获得更快的扫描速度.基于并行成像重建理论的算法已经被先后提出,其中获得临床广泛应用的算法主要有包括基于  $k$ -空间的 GRAPPA(GeneRalized Autocalibrating Patially Parallel Acquisitions)方法<sup>[2]</sup>与基于图像域的 SENSE(SENSitivity Encoding)方法<sup>[3]</sup>.

对于两种快速成像技术的结合,文献[4]中已经给出了成功的应用,King 等人把部分数据的 Homodyne 算法与并行成像的 SENSE 技术进行了有效的结合,部分数据并行重建(PFPI)相比于单项技术可以更大幅度地缩短数据获取时间,又不会因为加大并行重建中的加速因子而大幅牺牲图像重建质量.但是,在结合的过程中,由于实际扫描数据的非共轭对称性会引入少量伪影和噪声,并且在之后的并行重建过程中被进一步放大,使得最后的重建图像会出现混叠伪影.针对这个问题,约束重建技术被引入来减少伪影.在文献[5-7]中都使用了同样的约束条件,作者根据  $k$ -空间数据满足 Hermitian 对称性的特点认定理想图像应为一幅实图像,根据这个特性引入了相位约束来修正重建结果.这类方法在一定程度上提高了重建图像的信噪比,同时也突破了并行重建过程中线圈数目受到加速因子的限制,但是应用在 PFPI 重建中对混叠伪影的消除效果并不十分明显;另一类正则化的方法<sup>[8]</sup>在参数选择上十分复杂,且合适的参数对重建精度的影响较大.作者讨论了应用在不同正则化参数  $\lambda$  数值下的重建误差.可以看出在参数选择恰当时重建图像能

够得到理想的效果,但文中  $\lambda$  的选取仅是作者经验选择结果,并没有给出明确的解析表达.

在本文中,作者提出了一种基于 AM 鲁棒估计框架下的 AM-PFPI 算法来解决原有 PFPI 算法的不足.文中应用鲁棒估计来处理 PF 重建时产生的噪声数据,在并行重建过程中把破坏数据看成观测数据样本中的异常值,应用了 AM 鲁棒估计与现有的 SENSE 算法相结合,最大程度上抑制了异常值对数据集造成的影响,以此来达到消除伪影改善图像质量的目的.

## 2 PFPI 重建理论

### 2.1 PF 重建与 Homodyne 算法

临床应用中常需要采用部分数据重建技术来缩短扫描时间,用于重建的部分数据常常是丢掉一半的高频数据,直接进行补零重建会在重建图像中引入 Gibbs 伪影,所以重建时常依据  $k$  空间数据的共轭对称性来近似恢复缺失的高频数据.但是,由于实际中众多不理想因素的影响造成原始数据的共轭对称性遭到破坏,使得重建后的图像加上了一个空间相关变化的相位偏移.

Homodyne 算法有效地解决了部分数据重建遇到的问题.当缺失一半的高频数据时,部分  $k$  空间数据可视为高频部分乘以一个单位阶跃函数.算法通过将对称部分的低频数据进行低通滤波消除 Gibbs 伪影来统计图像相位信息:

$$p^*(x, y) = e^{-i\angle m_s(x, y)} \quad (1)$$

这里  $m_s(x, y)$  为对称低频数据所生成的低分辨率图像,  $p^*(x, y)$  为相应统计的相位信息.然后高频部分数据  $m_{pk}(x, y)$  进行高频加权,进行傅立叶重建后生成图像  $m_{pk}(x, y) \times \omega(x, y)$ ,再通过前面统计的相位信息  $p^*(x, y)$  消去重建后的附加相移并取实部,理论上可近似等于理想重建图像  $m(x, y)$ ,如式(2)

$$m(x, y) = \text{Re}\{p^*(x, y)(m_{pk}(x, y) \times \omega(x, y))\} \quad (2)$$

Homodyne 重建利用了采集到的对称的低频数据获得的相位图信息来校正重建图像的相位误差,已经被临床证明是一种有效的部分傅立叶数据重建算法.

### 2.2 PI 理论与 SENSE 算法

多线圈并行采集技术中每个相控阵线圈都同时对物体接收信号,各自获取到欠采样方式下的  $k$  空间数据.此时采用欠采样  $k$  空间数据成像时,将得到减小视野的混叠(aliasing)图像.由于每个相控阵线

圈都有着截然不同的空间敏感度信息. 这样就造成每个线圈所成的图像在同一位置有着不同的亮度差异, 同时也相应带来额外的物体空间位置信息. PI 重建公式的离散形式可表示为

$$s_l(k_x, k_y) = \sum_{x=0}^{N_x-1} \sum_{y=0}^{N_y-1} C_l(x, y) \rho(x, y) e^{-i(k_x x + k_y y)} \quad (3)$$

这里  $s_l(k_x, k_y)$  为第  $l$  个相控阵线圈采集的  $k$  空间数据,  $C_l(x, y)$  为第  $l$  个相控阵线圈在位置  $(x, y)$  处所对应的敏感度信息,  $\rho$  为待重建图像,  $(k_x, k_y)$  为图像空间位置  $(x, y)$  所对应的  $k$  空间坐标,  $N_x, N_y$  分别为图像在  $x$  与  $y$  方向上的采样点数目即重建图像的大小.

SENSE 方法<sup>[3]</sup>是由 Pruessmann 等人提出的一种基于图像域操作的并行重建方法. 主要通过欠采样方式缩短扫描时间来进行傅立叶变换成像获得一系列混叠图像, 然后利用多个相控阵线圈所成的图像结合各自线圈特有空间敏感度信息来消除混叠伪影产生一幅如同传统成像方式一样的全视野图像. SENSE 重建用矩阵形式可以表达为

$$\mathbf{S}^A = \mathbf{C}\rho \quad (4)$$

这里,  $\mathbf{S}^A$  为单个相控阵线圈所成的混叠图像,  $\rho$  为重

建图像,  $\mathbf{C}$  为空间敏感度信息.

通常情况下, 在这个线性系统中要求加速因子小于相控阵线圈的个数, 即  $R < L$ , 这样式(3)中的方程组即为超定方程组, 方程组的解通常为在最小二乘(Least Squares, LS)意义下求得的解, 那么所求的重建图像为

$$\rho^{LS} = (\mathbf{C}^H \mathbf{C})^{-1} \mathbf{C}^H \mathbf{S}^A \quad (5)$$

$\mathbf{C}^H$  为矩阵  $\mathbf{C}$  的 Hermitian 转置.

PFPI 结合了上述介绍的两类快速成像技术, 采取不同于常规的  $k$ -空间数据采样方式来达到最大程度地减少相位编码次数的目的. 图 1(a) 给出了 PF 重建数据的采样方式, 数据通过舍掉近一半的高频数据来减少数据获取量; 图 1(b) 给出了 PI 的数据采样方式, 数据中间部分低频数据采取全采样方式用来估计线圈的敏感性系数, 其余部分的数据采取加速因子  $R=2$  的隔行采样方式, 扫描时间可以节省将近一半. 图 1(c) 为 PFPI 重建的数据采样方式, 中间全采样的低频数据既用来估计 PF 重建中的相位图信息, 又用来估计并行重建过程中的线圈敏感性信息. 扫描时间近似约为原始的  $1/4$ .

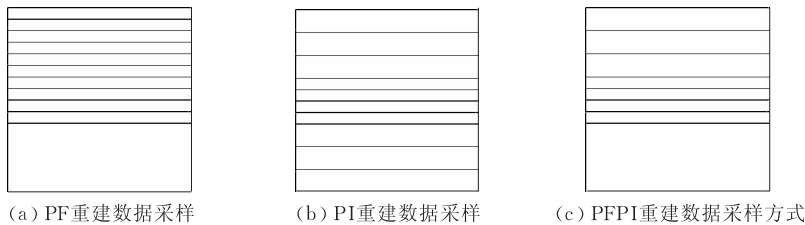


图 1 不同快速成像技术下的  $k$  空间数据采样方式

### 3 AM-PFPI 重建方法

#### 3.1 AM 鲁棒估计理论

从第 2.2 节 PI 重建过程中可以看出, 并行成像的求解可以归结为一个逆问题. 由于在线性方程(4)中敏感度矩阵为  $\mathbf{C}$  病态矩阵<sup>[9]</sup>, 所以使得观测数据(线圈图像)中的微小扰动很容易使系统解产生巨大改变. 在 PF 重建过程中由于数据的共轭对称性遭到破坏使得恢复数据引入少量噪声和伪影, 而破坏数据会在之后的 PI 重建过程中进一步被放大, 使得最终得到的重建图像包含有明显的伪影. 这种含伪影的破坏数据我们可以把它看成观测数据集中的异常值. 此时用 LS 估计得到解(5)是基于残差平方和  $\sum_i r_i^2$  最小下的解, 这里残差定义为

$$r_i = C_i \rho - S_i^A, \quad i = 1, 2, \dots, L \quad (6)$$

但是由于破坏数据和异常值的存在往往会造成大残

差的情况, 而最小二乘解通常对具有大残差的数据点十分敏感, 这些异常值能够破坏 LS 解<sup>[6]</sup>. 可见, 基于 LS 意义下求得的解并不具有鲁棒性.

针对上述问题, 我们提出了一种基于鲁棒估计的重建算法. 通过鲁棒估计对数据进行校正, 使校正后的数据具有较高的可靠性, 从而降低异常值对方程解的敏感性<sup>[10]</sup>. 鲁棒估计就是设计一种新的误差准则函数来最小程度上降低异常值的影响. 本文选择 AM 鲁棒估计<sup>[11-12]</sup>, 它是一种结合了确定性退火程序的改进的 M 估计算法. M 估计的核心就是通过引入代价函数  $g$  来对产生的大残差进行光滑约束, 使得最优解变为在能量函数最小的指导下产生的解, 即

$$\rho^* = \arg \min_{\rho} E(\rho) \quad (7)$$

这里能量函数  $E(\rho) = \sum_i g(r_i)$ . 代价函数  $g$  应满足  $g'(r) = 2rd(r)$  的形式, 其中  $d(r)$  为连接强度函数, 充当权重的作用.

在 LS 意义下的解可以看成误差函数为标准平方的形式, 即  $g(r) = r^2$ , 此时连接强度函数  $d(r) = 1$ , 所有数据点相当于等权重. 但是从图 2(a) 可以看出, 当  $r \rightarrow \infty$  时, 误差函数随着残差的增大而无限增大. 根据鲁棒估计理论可知, 这种误差函数显然不具有鲁棒性, 对大误差十分敏感. 为了提高算法的鲁棒性, 我们希望误差准则函数  $g(r)$  能容忍较大的数据误差, 并能根据误差不同的局部特征采取不同的“平滑力度”减少其对解的影响, 而这时的连接强度函数提供了一种自适应权重, 根据数据点的残差来自动调整.

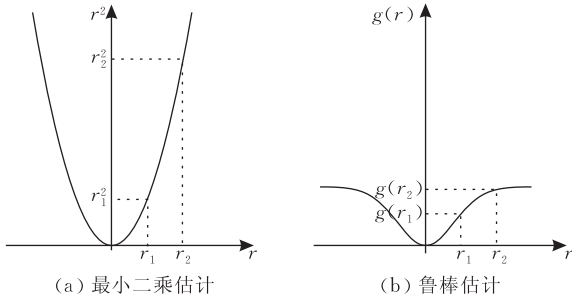


图 2 不同估计下的残差函数

所以代价函数  $g$  根据 DA (Discontinuity Adaptivity) 马尔可夫 (MRF) 先验模型, 选取了如下的形式<sup>[11]</sup>

$$g_t(r) = -t / \left(1 + \frac{r^2}{t}\right) \quad (8)$$

此时

$$d_t(r) = 1 / \left(1 + \frac{r^2}{t}\right)^2 \quad (9)$$

如图 2(b) 所示, 在小残差  $r_1$  的时候, 两种函数具有相近的函数值. 但在大残差的位置点  $r_2$  处, 平方函数(A)同样具有很大的值, 所以对估计产生了较大的影响. 而新构造的误差函数则对大残差  $r_2$  进行了很好的平滑约束, 这样就有效降低了大残差对估计解的影响.

为了求解式(6)应使  $\sum_i g'(r_i) = 0$ , 那么最终的重建图像式(5)应变为

$$\rho^{AM} = (C^H DC)^{-1} C^H DS \quad (10)$$

$D$  为对角矩阵, 对角线上的元素根据连接强度函数(9)求得, 即  $D = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_i)$ , 这里,  $i$  为残差点数目.

鲁棒估计中的一个重要问题就是需要极小的目标函数往往是非突的, 这样就不能保证最终解能够收敛到全局最小值. 因而算法要求初值估计具有较高的准确性, 靠近全局最小值. AM 估计就很好地解决了这个问题, 它通过确定性退火算法引入了参数

$t$ , 并使其在迭代求解过程中不断变化来改变代价函数  $g$  使其达到了自适应的效果, 从而有效地了解容易陷入局部极值的问题.

### 3.2 算法描述

AM-PFPI 算法以构造的误差准则函数和最小为优化目标, 以 AM 鲁棒估计算法为优化方法, 其算法流程如图 3 所示, 主要步骤描述如下: 首先对获取多通道采集的部分  $k$ -空间数据应用 Homodyne 算法对采样数据进行恢复重建; 其次把得到的图像应用 SENSE 技术对混叠图像进行伪影消除, 在 SENSE 过程中运用了 AM 鲁棒估计的框架, 迭代对数据进行修正, 以此来降低其中破坏数据造成的影响, 最后应用低频数据得到的相位图进行相位校正. 值得注意的是: 由于 SENSE 过程需要利用线圈的敏感度信息也就是  $B_1$  场的非均匀性, 所以应该在 SENSE 过程之后进行相位校正. 最后, 依据 Homodyne 算法理论取图像实部得到近似理想图像.

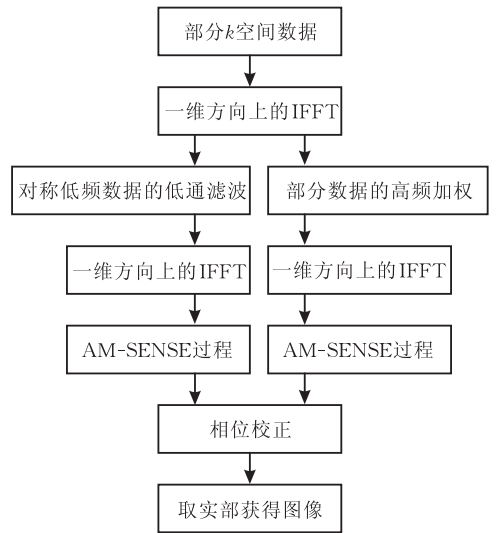


图 3 AM-PFPI 重建算法流程

## 4 结果与讨论

本节我们分别进行了两组实验对提出算法的有效性进行验证. 第 1 组数据为真实采集的体模数据, 数据采集方式为 8 通道并行方式采集, GE 成像序列, 图像大小为  $256 \times 256$ . 我们把获取到全采样方式的  $k$  空间数据进行隔行遗漏, 并舍掉一半高频数据, 模拟成欠采样方式下获取的部分数据 (加速因子  $R = 3.2$ ). 线圈的敏感性系数通过低分辨率的参考图像获得 ( $32 \times 256$ ). 为了体现本算法在相同采样方式下重建图像伪影消除的优越性, 我们给出了 PFPI 重建中 King 的方法重建结果作为对比实验; 此外,

为了展示本文算法在快速成像中优质重建的特点,实验也给出了在相近加速因子情况下直接应用并行重建技术下的 mSENSE 算法的重建结果。

图 4 是对体模数据进行重建的结果,图 4(a)为应用并行全采样数据情况下采用平方和算法(Sum-Of-Square, SOS)重建结果近似作为参考图像;图 4(b)为直接应用并行采集数据在加速因子  $R=4$  时的重建结果,重建方法为获得临床应用的 mSENSE 算法。从图像中可以看出由于在并行重建中加速因子受到线圈数目的限制,使得当  $R$  过大时图像质量受到了严重的破坏,图像中间区域被破坏,细节完全无法分辨,不能满足临床诊断需求。图 4(c)为采用 PFPI 方式采样获取的部分数据应用 King 方法重建的图像。在图像中间区域箭头标记处可以清晰的看到有明显的混叠伪影存在。另外在图像感兴趣区域左下方图像十分模糊,影响了对细节的分辨。分析其原因在于由于部分数据重建产生的数据误差使得

SENSE 方法不能正确、有效地将混叠伪影消除,以至残留有明显的伪影。图 4(d)给出了我们算法重建的图像,结果通过 10 次迭代得到。可以看出本文算法在采样时间相近的情况下图像质量要明显强于 mSENSE 算法,而相比与 King 算法重建体模图像的细节分辨率有了明显的提高,背景噪声得到了大幅度的消除,除去在箭头标记处仍残留有微小伪影外,在图像感兴趣区域内的混叠伪影基本得到了消除,图像质量得到了极大的改善。为了更加直观地展示本文重建结果在局部上的重建精度以及算法对伪影的有效抑止,我们把图 4(c)、(d)两组重建结果与参考图像图 4(a)分别做了差值操作,通过图 4(e)、(f)的差图来体现。同样也可以看到本文的重建结果在灰度分布上更加接近参考图像,在感兴趣区域内的图像相似度更大,整体图像的误差得到了有效的平滑抑止,并没有出现突变的异常值。

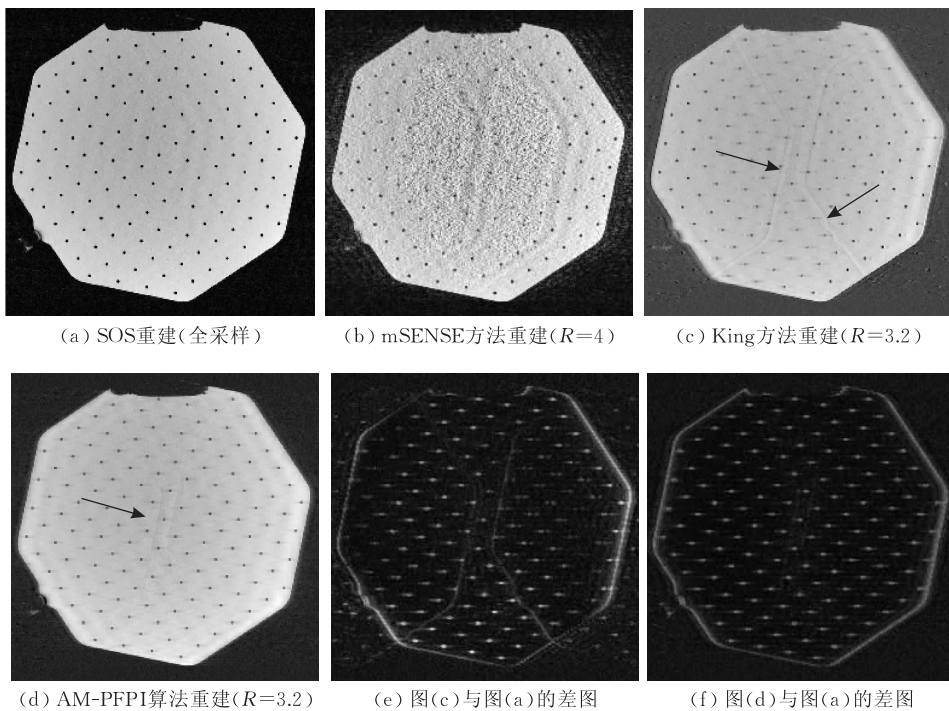


图 4 体模数据重建结果

第 2 组数据为临床 8 通道头部相控阵线圈并行采集,采用 FSE 序列获得的脑部数据,图像大小为  $256 \times 256$ ,加速因子  $R=3.6$ ,舍掉一半高频数据。线圈的敏感性系数通过中间全采样的低频数据重建图像得到 ( $16 \times 256$ )。图 5 给出了真实脑部部分数据重建的结果,对比实验依然采用上述使用过的 mSENSE 算法和 King 的方法,同样得到了令人期待的效果,虽然从图 5(e)、(f)的差图显示上看,结果并没有得到与图 4 体模图像那样明显的伪影消除效

果,原因在于对于真实脑部数据而言,数据来源更加复杂,图像细节也更加丰富。但同样通过对比可以看出,在箭头标记的地方混叠伪影也都得到了一定程度的消除。由此可见,本文算法在数据获取时间相似的情况下图像质量要明显强于直接应用并行重建技术重建的结果;而无论在伪影的消除还是边缘的细节分辨上也要优于现有的 PFPI 方法,重建图像更加接近于参考图像,有助于临床诊断。

为了定量比较重建算法的性能,我们选取了

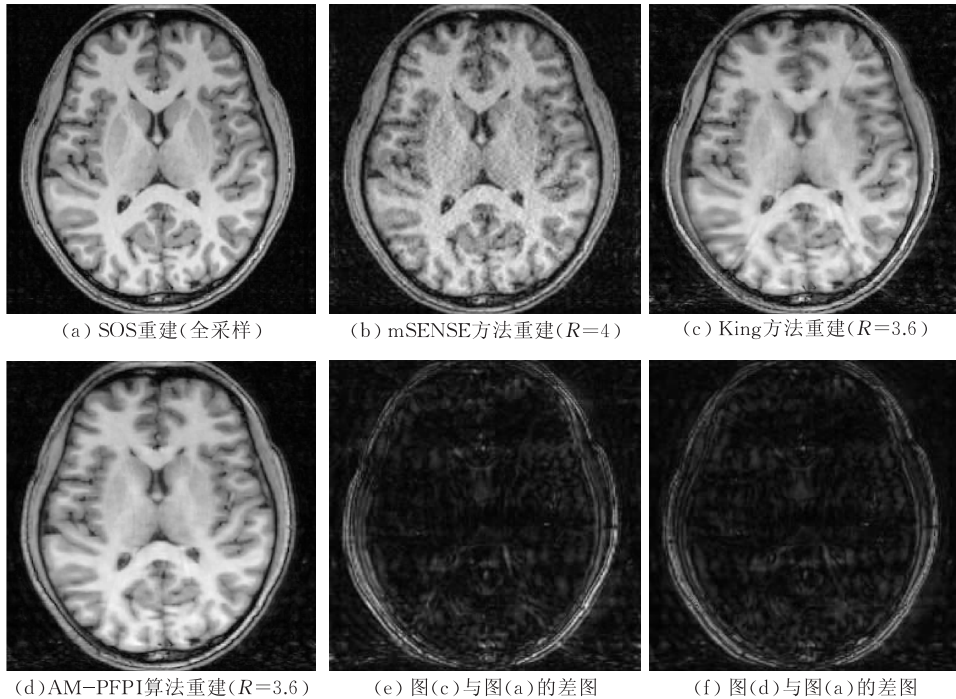


图 5 真实脑部数据重建结果

AP(Artifact Power)作为测度<sup>[13]</sup>(它主要反应了重建图像与参考图像的接近程度),对两种方法进行了量化比较,其计算公式如下:

$$AP = \frac{\sum_{x,y} |I_{rec}(x,y) - I_{ref}(x,y)|^2}{\sum_{x,y} |I_{ref}(x,y)|^2} \quad (11)$$

这里  $I_{rec}$  为重建图像,  $I_{ref}$  为参考图像

表 1 给出了上述两组实验中, mSENSE、King 与 AM-SENSE 3 种算法的 AP 值统计. 从数值上可以清楚地看到相对于 mSENSE 算法, 两种 PFPI 方法在重建精度上都更加接近于参考图像, 与 King 算法相比本文算法对伪影的抑制能力更强, 两组实验 AP 值分别提高了约 75% 和 20%. 分析其原因在于, AM-SENSE 算法利用鲁棒估计对破坏数据进行了平滑处理, 减少了大残差的异常值, 能够在保持图像边缘的同时很好地滤除图像中的噪声, 保证了并行重建的准确进行, 进而提高了图像质量.

表 1 重建精度的比较

方法	体模数据	真实数据
mSENSE 算法	0.0615	0.0214
King 方法	0.0276	0.0196
AM-SENS 算法	0.0068	0.0158

## 5 结 论

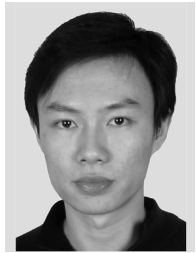
部分傅立叶数据重建与多通道并行成像的结合

技术可以大幅度地减少梯度编码步数从而更加有效地提高成像的扫描速度. 本文基于这项数据采样技术提出了应用 AM 鲁棒估计的约束重建方法来降低在部分数据恢复过程中会产生破坏数据对最终重建图像的影响, 达到快速优质成像的目的. 本研究实验结果显示, 相比原有算法本方法可以有效消除图像中产生的混叠伪影, 重建图像在细节分辨率上也有更好的表现. 然而, 本文也仅仅是对 MR 快速成像领域的一次初步探讨, 随着 PI 技术的出现对 MR 成像产生的根本变革, 如何进一步地结合现有的多种快速重建技术, 提出和完善算法在今后也将有着巨大的研究空间.

## 参 考 文 献

- [1] Noll Douglas C, Nishimura Dwight G. Homodyne detection in magnetic resonance imaging. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1991, 10(2): 154-163
- [2] Griwodl M A, Jakob P M, Heidemann R M et al. Generalized autocalibrating partially parallel acquisitions (GRAPPA). *Magnetic Resonance in Medicine*, 2002, 47(6): 1202-1210
- [3] Pruessmann K P, Weiger M, Scheidegger M B, Boesiger P. SENSE: Sensitivity encoding for fast MRI. *Magnetic Resonance in Medicine*, 1999, 42(5): 952-962
- [4] King K F, Angelos L. Sense with partial Fourier homodyne reconstruction//*Proceedings of the 8th Annual Meeting of ISMRM*. Denver, 2000: 387

- [5] Lew C, Spielman D, Bammer R. TurboSENSE: Phase estimation intemporal phased-constrained parallel imaging//Proceedings of the 12th Scientific Meeting, International Society for Magnetic Resonance in Medicine. Kyoto, Japan, 2004
- [6] Willig-Onwuachi J D, Yeh E N, Grant A K, Ohliger M A, McKenney C A, Sodickson D K. Phase-constrained parallel MR image reconstruction: Using symmetry to increase acceleration and improve image quality//Proceedings of the 11th Scientific Meeting, International Society for Magnetic Resonance in Medicine. Toronto, Canada, 2003
- [7] Ji Jim X, Wright Steven M. Parallel MR imaging with accelerations beyond the number of receiver channels using real image reconstruction//Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference. Shanghai, China, 2005
- [8] Bydder Mark, Robson Matthew D. Partial Fourier partially parallel imaging. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2005, 53(6): 1393-1401
- [9] Kellman P, Epstein F H, McVeigh E R. Adaptive sensitivity encoding incorporating temporal filtering (TSENSE). *Magnetic Resonance in Medicine*, 2001, 45(5): 846-852
- [10] Nestares Oscar, Heeger David J. Robust multiresolution alignment of MRI brain volumes. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2000, 43(5): 705-715
- [11] Li Stan Z. *Markov Random Field Modeling in Image Analysis*. New York: Springer-Verlag, 2001
- [12] Li Stan Z, Wang Han, Soh William Y C. Robust estimation of rotation angles from image sequences using the annealing M-estimator. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 1998, 8(2): 181-192
- [13] Heidemann R M, Griswold M A, Haase A et al. VD-AUTO-SMASH imaging. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2001, 45(6): 1066-1074



**HUANG Xin**, born in 1979, Ph. D., engineer. His research interests focus on magnetic resonance imaging.

**CHEN Wu-Fan**, born in 1949, Ph. D., professor. His research interests include image processing and medical informatics.

**FENG Yan-Qiu**, born in 1977, Ph. D., associate professor. His research interests include medical image processing and magnetic resonance imaging.

## Background

This research is supported by the National Basic Research Program (973 Program) of China under grant No. 2003CB716102. A significant focus of research in MR imaging is the reduction of image acquisition time. In this project, a new technique is proposed that combines partial Fourier with partially parallel imaging by constraining partially parallel imaging to produce an acceptable image in this paper. This research addresses the problem of obtaining an optimal solution to the parallel imaging reconstruction with SENSE method in the presence of artifact data and noise. The least squares estimate can get arbitrarily wrong when outliers are used in the previous estimation. One significant reason for pursuing this work is significant valid and robust in comparison with the existing method, especially when there are outliers.

The research group's interests include image reconstruc-

tion and analysis, image compression, image restoration and medical image computing. The objective of the group is to study how to improve the performance of image reconstruction and artifact correction. In the past years, the group has done a lot of work on this area, for example, presenting a new algorithm for extracting motion information from PROPELLER data and head motion correction in T1 Weighted MRI for the reconstruction of PROPELLER data, and also proposing a called Weighted-Sum-of-Squares algorithm for Parallel MR Imaging to deal with motion artifacts, etc. In this paper, a constrained reconstruction algorithm is presented to remove artifact in images. It applies robust Annealing M (AM) Estimator scheme to suppress the corrupt data points and makes solutions insensitive to the influence caused by outliers.