

# 改进 LMMSE 的弥散加权磁共振图像 Rician 噪声复原

吴 锡<sup>1,2</sup>, 周激流<sup>2</sup>, 谢明元<sup>1</sup>

(1. 成都信息工程学院电子工程系, 四川成都 610225; 2. 四川大学计算机学院, 四川成都 610065)

**摘 要:** 弥散加权磁共振图像(DWI)由于其本身扫描成像和应用特点, 易被噪声干扰, 且其噪声一般呈 Rician 分布, 需要有效去噪以保证后续应用. 目前使用较多的局部去噪方法缺乏对噪声统计信息的综合应用, 缺乏针对 DWI 图像特殊 Rician 噪声分布的针对性应用. 本文提出一种 DWI 图像 Rician 噪声的线性最小均方误差(LMMSE)复原方法, 使用局部信息的统计特征, 对 DWI 图像的 Rician 噪声进行有效估计, 并引用各向异性滤波的原理改进使用 LMMSE 进行递归复原. 在合成模拟 DWI 数据和真实人体脑部 DWI 数据上进行的仿真和实验表明, 本文方法较之现有常用局部性去噪方法能够更好地去除 DWI 图像中 Rician 噪声, 改善计算获得的 DTI 图像标量和方向信息的有效性和准确性.

**关键词:** 弥散加权磁共振图像; 图像复原; 线性最小均方误差; Rician 噪声

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112(2013)04-0717-05

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.04.15

## DWI Rician Noise Restoration Using Modified LMMSE

WU Xi<sup>1,2</sup>, ZHOU Ji-liu<sup>2</sup>, XIE Ming-yuan<sup>1</sup>

(1. Department of Electronic Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu, Sichuan 610225, China;

2. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu, Sichuan 610065, China)

**Abstract:** Diffusion weighted magnetic resonance image (DWI) should be denoised effectively for the corresponding procedure due to its property of imaging and application. Different from the normal gray level image, the noise in DWI is distributed under the Rician distribution. The commonly used local denoising method is lack of the synthetic implementation of the statistical information of noise, especially the Rician noise in the DWI. This paper proposed a modified LMMSE restoration method used for DWI. The proposed method used the local information to estimate the parameter of the Rician noise and modified the LMMSE using the principle of the anisotropic filter. The simulation and experiment of the synthetic DWI and real human brain DWI dataset demonstrated that the proposed method can effectively remove the Rician noise compared to the commonly used local denoising method and improve the robustness and validity of the DTI.

**Key words:** diffusion weighted magnetic resonance imaging; image restoration; linear minimum mean square error; Rician noise

## 1 引言

弥散张量磁共振成像(Diffusion Tensor Magnetic Resonance Imaging, DT-MRI 或者 DTI)通过测量活体纤维组织细胞中水分子的弥散情况对该纤维组织的生理机能进行研究, 并可根据该弥散信息对纤维结构进行三维重建, 其典型应用是大脑白质神经纤维分析及纤维追踪成像研究<sup>[1]</sup>. DTI 对三维组织的每一体素使用一个  $3 \times 3$  对称正定矩阵构成张量模型进行描述, 该模型需要至少六个非共面扩散敏感梯度磁场方向的回波衰减信号测量值构成的弥散加权磁共振图像(Diffusion Weighted Magnetic

Resonance Imaging, DW-MRI 或者 DWI)和一个不施加扩散敏感梯度磁场的 MR 信号参考测量值得<sup>[2]</sup>. 由于 DTI 数据的扫描时间和数据量远超普通 MRI(7 次或以上 DWI 数据扫描), 因此其极易受到噪声干扰<sup>[3]</sup>. 同时由于 MRI 成像获得数据为复数, 当其实部和虚部分别被高斯噪声干扰时, 其模值图像的噪声一般呈 Rician 分布, 常用的针对 Gaussian 噪声的去噪方法容易出现误差<sup>[4]</sup>.

现有的 DTI 去噪方法大致可以分为三类, 分别为直接对 DTI 去噪<sup>[5]</sup>, DWI 计算 DTI 过程中进行正则化去噪<sup>[6,7]</sup>, 和对 DWI 进行去噪<sup>[8,9]</sup>. 第一种方法需对 DTI 数据进行准确有效的评估, 由于 DTI 是二阶张量, 需同时

考虑大小和方向,对 DTI 的评估较为困难;第二种方法由于 DWI 计算 DTI 的特殊性,该正则化过程受到多种约束,计算较为复杂;第三种方法引入经典灰度图像去噪方法,如各向异性滤波<sup>[8,9]</sup>、极大似然估计<sup>[10]</sup>等,应用较为广泛。

本文针对现有线性最小均方误差(Linear Minimum Mean Square Error, LMMSE)复原去噪方法,使用局部统计信息,对 Rician 噪声进行有效估计,并引用各向异性滤波原理改进 LMMSE 复原处理,推导其递归复原方法,并将其推广到三维 DWI 数据集中。较之现有最大释然估计等多次迭代获得最优估计的复原方法和基于局部灰度级的各向异性滤波方法,本文方法可有效去除 DWI 中的 Rician 噪声,并提高使用该复原 DWI 获得的 DTI 数据的大小和方向信息的准确性。下面,先介绍改进 LMMSE 弥散加权磁共振图像 Rician 噪声复原的基本原理,然后使用合成和真实 DWI 数据进行去噪仿真实验,并与最大释然估计和各向异性滤波进行对比分析。

## 2 采用 LMMSE 的 Rician 分布 DWI 图像复原

### 2.1 Rician 分布

当 MRI 信号的实部和虚部同时加入方差相等的非相关零均值高斯噪声时, MRI 模值图像服从 Rician 分布<sup>[4]</sup>,其大小可表示为:

$$\mathbf{M} = \sqrt{(\mathbf{A} + n_1)^2 + n_2^2} \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{M}$  为测量数据,  $\mathbf{A}$  为原始数据,  $n_1$  和  $n_2$  为非相关零均值高斯噪声, 方差均为  $\sigma^2$ 。其概率密度函数为:

$$P_M(\mathbf{M}/\mathbf{A}, \sigma) = \frac{\mathbf{M}}{\sigma^2} e^{-\frac{\mathbf{M}^2 + \mathbf{A}^2}{2\sigma^2}} \cdot \mathbf{I}_0\left(\frac{\mathbf{A}\mathbf{M}}{\sigma^2}\right) u(\mathbf{M}) \quad (2)$$

其中  $\mathbf{I}_0(\cdot)$  为 0 阶第一类修正贝塞尔函数,  $u(\cdot)$  为 Heaviside 函数, 当  $\mathbf{A} = 0$  时(即位于无信号的背景区域), Rician 分布可简化为 Rayleigh 分布。一般来说, Rician 分布的偶数阶矩较之奇数阶矩易于计算, 其二阶矩和四阶矩如下:

$$\mu_2' = E\{\mathbf{M}^2\} = 2\sigma^2 + \mathbf{A}^2 \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \mu_4' &= E\{\mathbf{M}^4\} \\ &= 8\sigma^4 + 8\sigma^2\mathbf{A}^2 + \mathbf{A}^4 \end{aligned} \quad (4)$$

特别的, 由于一个 DTI 数据集需要采集六个(或以上)非共面扩散敏感梯度磁场方向的回波衰减信号测量值和一个不施加扩散敏感梯度磁场的 MR 信号参考测量值进行求解获得, DWI 数据集  $\mathbf{S}$  根据扫描矩阵的大小可视为  $P \times Q \times R$  的三维矩阵( $P$ 、 $Q$ 、 $R$  分别为其行、列和层数), 每一体素存储一个包含七个(或以上)参数的列向量, 满足 Rician 分布的 DWI 数据及其概率密度函数表示为:

$$\mathbf{M}_i = \sqrt{(\mathbf{A}_i + n_{i,c})^2 + n_{i,s}^2} \quad (5)$$

$$P_M(\mathbf{M}_i/\mathbf{A}_i, \sigma) = \frac{\mathbf{M}_i}{\sigma^2} e^{-\frac{\mathbf{M}_i^2 + \mathbf{A}_i^2}{2\sigma^2}} \cdot \mathbf{I}_0\left(\frac{\mathbf{A}_i\mathbf{M}_i}{\sigma^2}\right) u(\mathbf{M}_i) \quad (6)$$

其中,  $i$  为不同方向扩散敏感梯度磁场编号,  $n_{i,c}$  和  $n_{i,s}$  为非相关零均值高斯噪声, 方差均为  $\sigma^2$ , 其二阶矩和四阶矩为:

$$\mu_2'' = E\{\mathbf{M}_i^2\} = 2\sigma^2 + \mathbf{A}_i^2 \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \mu_4'' &= E\{\mathbf{M}_i^4\} \\ &= 8\sigma^4 + 8\sigma^2\mathbf{A}_i^2 + \mathbf{A}_i^4 \end{aligned} \quad (8)$$

在本文余下部分均使用 DWI 的形式, 对于普通 MRI 数据只需令  $i = 1$  即可。

### 2.2 Rician 分布 DWI 图像改进 LMMSE 复原

LMMSE 的原理即使用测量数据  $\mathbf{M}$  获得原始数据  $\mathbf{A}$  的最优估计值  $\mathbf{A}'$ , 其方法由文献[11]可得:

$$\mathbf{A}' = E\{\mathbf{A}\} + C_{MM}C_{MM}^{-1}(\mathbf{M} - E\{\mathbf{M}\}) \quad (9)$$

由于 DWI 数据中的噪声呈 Rician 分布, 无法直接通过其一阶矩计算, 因此最优估计值  $\mathbf{A}'$  只能通过其平方间接获得, 如下式:

$$\mathbf{A}_i'^2 = E\{\mathbf{A}_i^2\} + C_{A_i^2M_i^2}C_{M_i^2M_i^2}^{-1}(\mathbf{M}_i^2 - E\{\mathbf{M}_i^2\}) \quad (10)$$

其中,  $C_{A_i^2M_i^2}$  和  $C_{M_i^2M_i^2}$  分别为互协方差和自协方差, 则 DWI 数据集中体素  $p$  的滤波器输出为:

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_i'^2(p) &= E\{\mathbf{A}_i^2(p)\} \\ &+ C_{A_i^2M_i^2}(p)C_{M_i^2M_i^2}^{-1}(p) \cdot (\mathbf{M}_i^2(p) - E\{\mathbf{M}_i^2(p)\}) \end{aligned} \quad (11)$$

$C_{A_i^2M_i^2}$  和  $C_{M_i^2M_i^2}$  分别由测量值的矩通过下式获得:

$$\begin{aligned} C_{A_i^2M_i^2}(p) &= E\{(\mathbf{A}_i^2(p) - E\{\mathbf{A}_i^2(p)\}) \\ &\cdot (\mathbf{M}_i^2(p) - E\{\mathbf{M}_i^2(p)\})\} \\ &= E\{\mathbf{M}_i^4(p)\} - E^2\{\mathbf{M}_i^2(p)\} \\ &- 4\sigma^2(E^2\{\mathbf{M}_i(p)\} - \sigma^2) \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} C_{M_i^2M_i^2}(p) &= E\{(\mathbf{M}_i^2(p) - E\{\mathbf{M}_i^2(p)\})^2\} \\ &= E\{\mathbf{M}_i^4(p)\} - E^2\{\mathbf{M}_i^2(p)\} \end{aligned} \quad (13)$$

将式(12)(13)代入式(11), 得

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_i'^2(p) &= E\{\mathbf{M}_i^2(p)\} - 2\sigma^2 \\ &+ K(p)(\mathbf{M}_i^2(p) - E\{\mathbf{M}_i^2(p)\}) \end{aligned} \quad (14)$$

其中,  $K(p)$  为:

$$K(p) = 1 - \frac{4\sigma^2(E\{\mathbf{M}_i^2(p)\} - \sigma^2)}{E\{\mathbf{M}_i^4(p)\} - E^2\{\mathbf{M}_i^2(p)\}} \quad (15)$$

由于测量数据  $\mathbf{M}$  的矩无法直接获得, 因此需要对当前体素  $P$  的邻域采样进行估计:

$$E\{\mathbf{M}_i^r(p)\} = \frac{1}{S} \sum_{q \in S} \mathbf{M}_i^r(q) \quad (16)$$

其中  $S$  为进行采样选择的邻域区域, 一般为正方体(均值滤波)。本文为更好保持图像细节, 借用各向异性滤波的概念<sup>[12]</sup>, 用梯度变化信息来选择采样邻域, 并简化

如图 1, 六个不同邻域区域对应三维笛卡尔坐标系的六个不同主轴方向, 式(16)中采样邻域  $S$  由图 1 选择六个主轴方向中梯度最大方向代表的邻域。

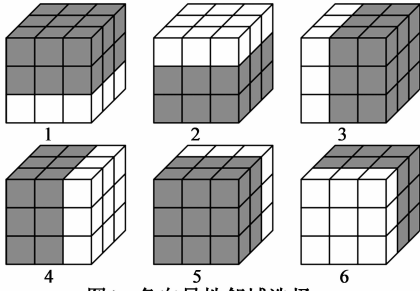


图1 各向异性邻域选择

### 2.3 噪声估计

由式(14)可知, 上述 LMMSE 除准确估计  $M$  的矩以外, 还需对噪声方差  $\sigma^2$  进行估计. 由于 Rician 噪声特点, 只需对原始数据为 0 区域 (图像背景) 估计即可. 由式(7)可知, 当  $A^2 = 0$  时, 有  $\mu_2'' = E\{M_i^2\} = 2\sigma^2$ , 则:

$$\sigma^2 = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N M_i^2 \quad (17)$$

其中,  $N$  为估计所用背景区域大小.

### 2.4 递归 LMMSE

使用单次 LMMSE 获得复原数据只是一个粗略结果, 递归使用 LMMSE 可以更有效去噪复原, 随噪声降低

直至达到稳定状态, 即:

$$\begin{aligned} (I_i^2(p))^{(n+1)} &= E\{(I_i^2(p))^{(n)}\} - 2(\sigma^2)^{(n)} \\ &+ (K(p))^{(n)}((I_i^2(p))^{(n)} - E\{(I_i^2(p))^{(n)}\}) \end{aligned} \quad (18)$$

其中,

$$(K(p))^{(n)} = 1 - \frac{4(\sigma^2)^{(n)}(E\{(I_i^2(p))^{(n)}\} - (\sigma^2)^{(n)})}{E\{(I_i^4(p))^{(n)}\} - E^2\{(I_i^2(p))^{(n)}\}} \quad (19)$$

其中  $I^{(n)}$  是第  $n$  次迭代后结果, 初始数据  $I^{(0)} = M$ .

## 3 仿真与实验结果

在合成和真实脑部 DTI 数据集中, 分别使用本文方法、各向异性滤波<sup>[8]</sup>和最大似然估计<sup>[10]</sup>进行 10 次迭代去噪复原, 并对结果进行比较.

首先, 采用本文提出的算法在合成 DTI 数据集上进行了仿真, 使用 MATLAB 7.0.4, Windows 7 Professional 操作系统, Intel Core(TM) i7 CPU 处理器和 4G 内存. 合成 DTI 数据集大小为  $64 \times 64 \times 1$ , 由 6 个不同方向的 DWI 数据集和 1 个标准方向 DWI 数据集使用最小二乘模型计算获得, 合成纤维结构的 FA 为 0.8, 弥散度为  $2.1 \times 10^{-5} \text{ cm}^2/\text{s}$ , 几何结构为一条正弦曲线, 宽度为 10 体素. 如图 2(a) 为第 3 个方向的 DWI 数据集, 图 2(b) 为加入 5% Rician 噪声结果, 图 2(c) - (e) 为分别使用本文方法、各向异性滤波和最大似然估计复原去噪结果.

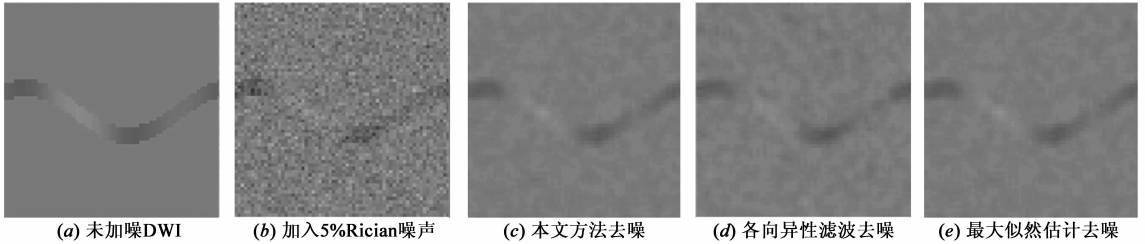


图2 第3个方向DWI三种方法去噪结果比较

由图 2 可知, 三种方法均能在一定程度上去除 DWI 噪声, 相比而言, 本文方法较之其他两种方法有较好去噪效果, 基本能够较好的恢复不同灰度级的图像信息, 在边界处对图像结构的保留作用更明显.

除对 DWI 复原效果的定性分析以外, 对三种方法的去噪效果进行了定量分析, 分别计算了图像信噪比 (Signal Noise Ratio, SNR) 和结构相似度 (Structure Similarity Index, SSIM)<sup>[13]</sup>, 前者描述图像的总体噪声情况后者强调结构信息的复原效果, 计算方法如下式:

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left[ \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N g(i, j)^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [g(i, j) - f(i, j)]^2} \right] \quad (20)$$

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (21)$$

其中  $\mu_x$  和  $\mu_y$  分别为图像  $x, y$  的均值,  $\sigma_x$  和  $\sigma_y$  分别为  $x, y$  的标准差,  $\sigma_{xy}$  为  $x, y$  的协方差,  $g$  和  $f$  分别为原始图像和加噪图像,  $c_1$  和  $c_2$  分别为稳定参数.

图 3(a) 为 DWI 数据集中第 3 个方向数据在不同噪声情况下使用三种方法去噪的图像信噪比, 其中横轴为噪声比例, 纵轴为信噪比大小, 图 3(b) 为相同处理条件下的 SSIM.

由图 3 可知, 随着噪声的逐渐增加, DWI 的信噪比和 SSIM 都逐渐下降, 三种方法均在不同程度上去除噪声影响, 相比而言, 本文方法在不同噪声等级下均取得相对最好的复原去噪效果, 获得较高 SNR 和 SSIM.

图 4 为使用本文方法、各向异性滤波和最大似然估计复原去噪的 DWI 图像计算获得 DTI 图像结果比较. 图 4(a) 为上述 DTI 数据集的三维结构, 图 4(b) 为图 4

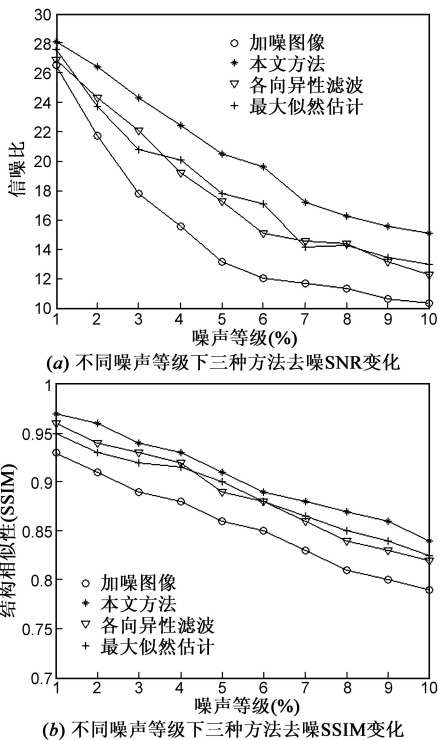


图3 三种方法在不同噪声条件下去噪的SNR和SSIM比较

(a)框中区域放大,椭圆表征每个体素的弥散张量,椭圆主轴大小和方向与弥散张量主分量的大小和方向相同.图4(c)为加入5% Rician 噪声后的结果,如图所示,由于噪声影响,本来排列整齐大小均匀的DTI数据均发生明显变化,其表征弥散大小的椭圆形状变化明显,表征弥散方向的椭圆主轴方向也发生不同程度的偏差.

图4(d) - (f)是分别使用上述三种方法去噪DWI计算获得DTI图,放大区域选取同图4(b),由图可知,分别经过三种方法去噪后获得的DTI较之加噪DTI,用椭圆表示的张量大小和方向都有明显改善,椭圆大小

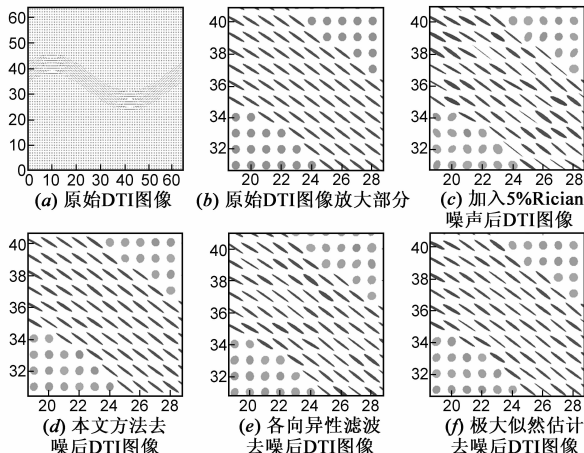


图4 合成DTI数据本文方法和各向异性PDE滤波方法去噪结果比较

与未加噪标准DTI相比基本相同,方向也基本规律.但仔细观察仍可发现,本文方法去噪后获得DTI的椭圆方向和大小较之其他两种方法均更为规律,基本未出现明显偏差,其他两种方法仍有极少偏差较大的张量.

除上述对去噪DTI图像质量影响的定性分析以外,还定量的对上述三种方法DWI去噪对DTI图像的大小和方向信息复原能力进行了比较,DTI图像的弥散大小信息由局部各向异性(Fractional Anisotropy, FA)描述,DTI方向信息保持效果由其主分量的角度偏移确定.

由表1可知,使用经过三种方法去噪后的DWI计算获得的DTI图像的大小和方向信息均有较大提高,较之标准未加噪DTI图像其角度偏移值和FA的平均变化值均明显下降,相比而言本文方法效果更为明显,角度偏移值下降到 $4^\circ$ 以内,而FA平均变化值则下降到0.06以下.

表1 使用本文方法、各向异性滤波和最大似然估计复原去噪DTI图像效果分析

	加入5% Rician 噪声	本文方法去噪	各向异性滤波去噪	最大似然估计去噪
角度平均偏移值( $^\circ$ )	5.875	3.871	4.019	4.151
FA 平均变化值	0.078	0.056	0.068	0.065

其次,采用本文提出的算法在人脑部DTI数据上进行了成像实验.人脑部DTI数据使用 Philips Intera Achieva 3T MRI 扫描仪获得,每次扫描矩阵分辨率为 $128 \times 128$ ,扫描层数为53层,层厚2mm. DWI由6个不同梯度方向数据(弥散加权值 $1000\text{s}/\text{mm}^2$ )和1个未加权基本数据(弥散加权值 $0\text{s}/\text{mm}^2$ )构成.

图5为真实脑部DWI数据本文方法、各向异性滤波和最大似然估计经过10次迭代去噪效果比较.其中图5(a)为真实人体DWI数据计算出的DTI数据第28层FA图,描述了各体素的弥散度大小,加入10% Rician 噪声以后,如图5(b),FA图呈现明显噪声.图2(c) - (e)是对原始DWI数据分别使用三种方法进行10次迭代去噪后解得DTI数据第28层FA图.图2(f) - (j)为上述对应结果的DTI图,且仅选择方框中部分进行放大显示,背景为未经伪彩色处理的FA图,DTI数据每个体素张量使用椭圆表征.

如图所示,三种方法在真实人体DWI数据中同样均可有效去除噪声,如图5(c) - (e),去噪后,DTI数据的FA图噪声有明显下降,灰度级大小变化较为均匀,没有异常的FA变化;如图5(h) - (j),真实DTI数据的方向信息也保持较好,如右上角弥散信息较大区域,图5(g)中椭圆大小和方向均较为凌乱的部分经过三种方法复原后排列均较为整齐.仔细观察可知,本文方法的复原效果相对更为明显,如图中中间弥散度中等类似桥状部分,经过本文方法去噪后,基本可以获得和未加噪

之前相同的张量结构分布,另外两种方法虽然也能局部复原该区域结构,但是仍出现了一定失真。

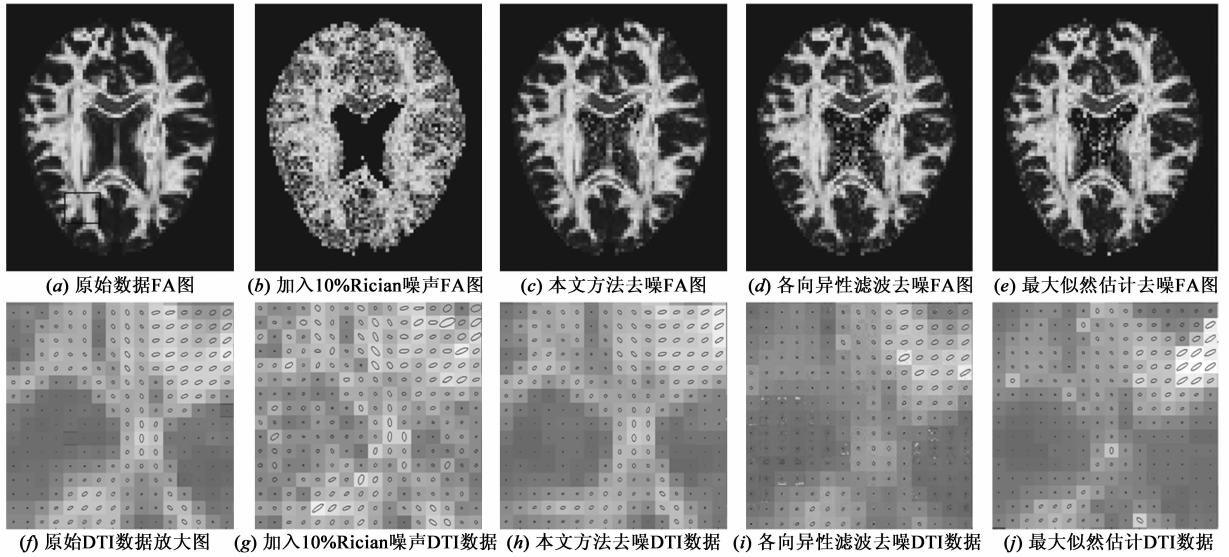


图5 真实人体DWI数据本文方法和各向异性PDE方法去噪效果比较

## 4 结论

本文针对目前 DWI 图像使用较多的局部去噪方法的不足,以及 DWI 图像中噪声的 Rician 分布特性,首先估计 Rician 噪声分布参数,并引入各向异性滤波概念改进 LMMSE 实现 DWI 的自适应复原处理.模拟和真实 DWI 数据集中的仿真实验结果均说明,较之现有方法,本方法可以有效去除 DWI 中的噪声,提高计算获得的 DTI 图像大小和方向信息的准确性和可靠性。

## 参考文献

- [1] M Lazar. Mapping brain anatomical connectivity using white matter tractography[J]. NMR in Biomedicine, 2010, 23(7): 821 - 835.
- [2] P Basser, et al. MR diffusion tensor spectroscopy and imaging[J]. Biophysical Journal, 1994, 66(1): 259 - 267.
- [3] A W Anderson. Theoretical analysis of the effects of noise on diffusion tensor imaging[J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2001, 46(6): 1174 - 1188.
- [4] H Johanson-Berg, T Behrens. Diffusion MRI: From Quantitative Measurement to In-Vivo Neuroanatomy[M]. London, England: Academic Press, 2009. 37 - 54.
- [5] O Coulon, D Alexander, S Arridge. Diffusion tensor magnetic resonance image regularization[J]. Medical Image Analysis, 2004, 8(1): 47 - 67.
- [6] P Fillard, X Pennec, et al. Clinical DT-MRI estimation, smoothing, and fiber tracking with log-euclidean metrics[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 26(11): 1472 - 1482.

- [7] X Pennec, P Fillard, N Ayache. A Riemannian framework for tensor computing[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 66(1): 41 - 66.
- [8] Z Ding, Gore JC, AW Anderson. Reduction of noise in diffusion tensor images using anisotropic smoothing[J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2005, 53(2): 485 - 490.
- [9] 邵文泽, 韦志辉. 基于结构张量图像建模方法的滤波性能研究[J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1556 - 1562.
- [10] Shao Wenze, Wei Zhi-hui. Research on filtering behavior of structure tensor based image modeling approaches[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7): 1556 - 1562. (in Chinese)
- [11] J Sijbers, AJ den Dekker. Maximum Likelihood estimation of signal amplitude and noise variance from MR data[J]. Magnetic Resonance Imaging, 2004, 51(3): 586 - 594.
- [12] S M Kay. Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory[M]. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 1993. 47 - 58.
- [13] J Weickert. Coherence-enhancing diffusion filtering[J]. International Journal of Computer Vision, 1999, 31(2): 111 - 127.
- [14] Z Wang, AC Bovik, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600 - 612.

## 作者简介

吴 锡 男, 1980 年 9 月出生, 四川成都人. 副教授. 2003 年、2006 年、2012 年分别在四川大学、电子科技大学和四川大学获工学学士、工学硕士和工学博士. 现为成都信息工程学院电子工程系教师, 主要从事医学图像分析及相关智能计算和应用研究。

E-mail: wuxi@cuit.edu.cn