

## 改进 Wiener 滤波弥散加权磁共振图像 Rician 噪声复原

吴 锡<sup>1,2,\*</sup> 何 晋<sup>1</sup> 王 玉<sup>1</sup> 谢明元<sup>1</sup> 周激流<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(成都信息工程大学电子工程学院, 成都 610225)

<sup>2</sup>(四川大学计算机学院, 成都 610065)

**摘 要:** 针对弥散加权磁共振图像噪声呈 Rician 分布, 现有 Wiener 滤波基于高斯分布易于产生误差的缺陷, 以及弥散加权磁共振图像多相近磁场方向数据共存特点, 综合多相近磁场方向的弥散加权磁共振图像进行 Wiener 滤波复原, 并将现有针对高斯噪声的 Wiener 滤波器基于 Rician 噪声分布进行改进, 最后在估计复原参数的过程中引入各向异性概念提高复原参数估计的准确性, 进一步提高复原质量。使用本方法分别在合成和真实脑部弥散加权磁共振图像上进行的仿真和实验表明, 本方法能有效降低噪声对弥散加权磁共振图像的影响, 提高由此计算获得弥散张量磁共振图像的大小和方向信息。在 10% Rician 噪声下, 弥散加权磁共振图像的峰值信噪比提高 10 dB, 由此计算获得弥散张量磁共振图像角度平均偏移下降 5 度, 可保障后续应用的准确性和可靠性。

**关键词:** 弥散加权磁共振图像; 去噪; 改进 Wiener 滤波; Rician 噪声。

中图分类号 TP391 文献标志码 A 文章编号 0258-8021(2013)02-0135-06

## Diffusion Weighted MRI Rician Noise Restoration Using Modified Wiener Filtering

WU Xi<sup>1,2,\*</sup> HE Jin<sup>1</sup> WANG Yu<sup>1</sup> XIE Ming-Yuan<sup>1</sup> ZHOU Ji-Liu<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(Department of Electronic Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

<sup>2</sup>(College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** According to Rician noise distribution from diffusion weighted magnetic resonance image and the bias from the traditional Wiener filter which is designed for Gaussian model, this paper encapsulated multi diffusion weighted magnetic resonance images from nearby directions for Wiener filtering. In the procedure, Wiener filter was modified for Rician noise model, and the parameters of filter were estimated through anisotropic area for further improvement of restoration. The simulation and experiment of both synthetic and *in vivo* diffusion weighted magnetic resonance image data demonstrated that the proposed method can effectively remove the noise in the diffusion weighted magnetic resonance image, and improve the quality and orientation information of diffusion tensor MRI. In 10% Rician noise condition, peak signal noise ratio of diffusion weighted magnetic resonance image was increased 10 dB, and mean angular variation of diffusion tensor MRI decreased 5 degree, which ensures better accuracy and robustness of the further applications.

**Key words:** diffusion weighted magnetic resonance image, denoising, modified Wiener filter, Rician noise

## 引言

弥散张量磁共振成像 (diffusion tensor magnetic resonance imaging, DT-MRI 或者 DTI) 通过探测活体脑白质神经细胞中水分子的弥散信息对该神经的结构和功能进行无创成像研究<sup>[1]</sup>, 并通过纤维追踪

成像技术重建神经纤维的三维结构<sup>[2-3]</sup>, 广泛应用于中枢神经系统的临床和科研中, 并可在其他人体纤维状组织 (如骨骼肌<sup>[4]</sup>、乳腺肿瘤<sup>[5]</sup> 等) 进行应用。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, 该模型由当前体素的 6 个 (或以上) 非共面扩散敏感梯度磁场方

doi: 10.3969/j.issn.0258-8021.2013.02.002

收稿日期: 2012-04-12, 录用日期: 2013-03-08

基金项目: 国家自然科学基金项目 (81201158)

\* 通信作者。E-mail: wuxi@scu.edu.cn

向的回波衰减信号测量值构成的弥散加权图像 (diffusion weighted magnetic resonance image, DWI) 和一个不施加扩散敏感梯度磁场的 MR 信号参考测量值得解。由于 DWI 成像采用的快速扫描平面回波序列易受噪声干扰, 需要有效去噪, 以保障后续应用<sup>[6]</sup>。

现有的 DWI 图像去噪方法主要由经典灰度图像去噪方法引申而来, 一般将 DWI 图像的每个方向通道信息看成一幅二维灰度图像, 并使用经典灰度图像去噪方法逐层(通道)处理。例如, Parker 使用经典各向异性滤波<sup>[7]</sup>对 DWI 图像逐层平滑<sup>[8]</sup>, McGraw 逐层对 DWI 图像使用全变差去噪等<sup>[9]</sup>。另外, 极大似然估计<sup>[10]</sup>、小波变换<sup>[11]</sup>、最小均方误差滤波<sup>[12]</sup>以及张量估计正则化<sup>[13]</sup>等多种去噪方法也同样被用于 DWI 图像去噪, 这些方法的共同缺陷是将 DWI 图像作为非相关的多幅图像进行处理。实际上, DWI 图像的最主要应用是计算获取 DTI 图像, 是将 DWI 所有不同方向通道的图像作为一个整体进行计算, 方向相近通道的 DWI 图像具有较大的相关性, 仅使用单一通道 DWI 图像并不能获得最优复原效果。基于此, Ding 使用各向异性滤波方法, 综合多个相近方向通道的 DWI 图像, 重构结构张量进行平滑, 但是各向异性滤波使用的局部模板并未综合考虑图像和噪声的统计信息, 同时具有模糊边界的缺陷<sup>[14]</sup>。除此以外, 由于 DWI 中噪声主要呈 Rician 分布, 所以基于高斯噪声的去噪方法会产生误差。

本研究在 DWI 域改进 Wiener 滤波进行复原去噪。首先, 不同于现有的逐层去噪方法, 本方法综合多个相近磁场方向的 DWI 信息来估计 Wiener 滤波复原参数; 同时, 在估计复原参数的过程中, 引入各向异性概念, 提高估计复原参数的准确性; 最后对现有基于高斯噪声的 Wiener 滤波器进行改进, 使其适用于 DWI 中的 Rician 噪声模型。首先介绍改进 Wiener 滤波的 DWI 图像 Rician 噪声复原的基本原理, 然后对该方法的参数进行讨论, 最后分别对基于各向异性参数估计 Wiener 滤波、综合多通道经典 Wiener 滤波、综合多通道各向异性滤波和逐通道各向异性滤波 4 种方法在人工合成数据集和真实脑部 DWI 数据集中进行去噪仿真和实验, 并对结果进行定性和定量分析。

## 1 改进 Wiener 滤波 DWI 图像 Rician 噪声复原

DWI 数据集  $S$  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), 其每一体素存储 6 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, 即每一体素存储一个包含 7 个(或以上)参数的列向量。一般来说, 该列向量中元素根据扫描不同方向顺序排列。在实际扫描过程中, 一般每次扫描改变一个较小方向, 因此对于向量中的元素可以直观地理解为: 与该元素排列较近的元素, 其扫描方向也较接近。

设  $Y$  为待处理 DWI 数据集, 则  $Y = X + N$ , 其中  $X$  和  $N$  分别是原始数据和噪声。其中, 噪声  $N$  的均值  $E = \{N\} = 0$ , 协方差矩阵为  $C_N = E\{NN^T\}$ ; 原始数据  $X$  的均值  $\eta_X = E\{X\} = E\{Y\}$ , 协方差矩阵为  $C_X = E\{XX^T\} - \eta_X \eta_X^T$ 。

Wiener 滤波器是使输入和输出的均方误差最小的线性滤波器, 设  $Z$  为该滤波器输出, 表示为

$$Z = W^T Y \quad (1)$$

式中,  $W$  是待求系数矩阵。该矩阵<sup>[15]</sup>为

$$Z = C_X (C_X + C_N)^{-1} (Y - \eta_X) + \eta_X \quad (2)$$

设 DWI 数据集中体素  $p$  对应的向量为  $Y(p)$ , 则当前体素的滤波器输出为

$$Z(p) = C_X(p) (C_X(p) + C_N)^{-1} (Y(p) - \eta_X(p)) + \eta_X(p) \quad (3)$$

令体素  $p$  的全邻域为  $\alpha(p)$ , 其由包括同方向通道体素和相近方向通道体素的三维估计窗口构成, 当体素  $p$  位于各向同性区域时(局部各向异性  $FA < \varepsilon$ ),  $\eta_X(p)$  和  $C_X(p)$  分别表示为

$$\eta_X(p) = \eta_Y(p) \approx \bar{Y}(p) = \frac{1}{|\alpha(p)|} \sum_{p' \in \alpha(p)} Y(p') \quad (4)$$

$$C_X(p) \approx C_Y(p) \approx \bar{C}_Y(p) = \frac{1}{|\alpha(p)| - 1} \sum_{p' \in \alpha(p)} (Y(p') - \bar{Y}(p')) (Y(p') - \bar{Y}(p'))^T \quad (5)$$

当体素  $p$  位于各向异性区域时(局部各向异性  $FA > \varepsilon$ ), 用于估计系数矩阵的邻域  $\beta(p)$  由全邻域中位于各向异性最大方向的一半体素构成, 则  $\eta_X(p)$  和  $C_X(p)$  可表示为

$$\eta_X(p) = \eta_Y(p) \approx \bar{Y}(p) = \frac{1}{|\beta(p)|} \sum_{p' \in \beta(p)} Y(p') \quad (6)$$

$$C_X(p) \approx C_Y(p) \approx \bar{C}_Y(p) =$$

$$\frac{1}{|\beta(p)| - 1} \sum_{p' \in \beta(p)} (Y(p') - \bar{Y}(p')) (Y(p') - \bar{Y}(p'))^T \quad (7)$$

将式(4)~式(5) ( $p$  位于各向同性区域) 或式(6)~式(7) ( $p$  位于各向异性区域) 代入式(3), 可得

$$Z(p) = \bar{C}_Y(p) (\bar{C}_Y(p) + C_N)^{-1} \times [Y(p) - \bar{Y}(p)] + \bar{Y}(p) \quad (8)$$

式中,  $C_N$  为对角矩阵, 其对角线系数通过估计原始数据为零区域的噪声方差  $\sigma_N^2$  获得<sup>[16]</sup>, 可表示为

$$\sigma_N^2 = \frac{1}{2S} \sum_{i=1}^{S'} M_i^2 \quad (9)$$

式中,  $S'$  为所用原始数据为零区域的体素数,  $M^2$  为其二阶矩。

由式(3)可知, 基于高斯噪声的滤波器需要对其针对 Rician 噪声进行改进。由文献[16]可知, Rician 噪声分布图像的信噪比 SNR 可由图像相干与非相干比  $\gamma$  获得, 即

$$\text{SNR} = B(\gamma) =$$

$$\frac{\sqrt{\frac{\pi}{2}} \exp\left(-\frac{\gamma^2}{4}\right) \left( \left(1 + \frac{\gamma^2}{2}\right) I_0\left(\frac{\gamma^2}{4}\right) + \frac{\gamma^2}{2} I_1\left(\frac{\gamma^2}{4}\right) \right)}{\sqrt{2 + \gamma^2 - \frac{\pi}{2} \exp\left(-\frac{\gamma^2}{4}\right) \left( \left(1 + \frac{\gamma^2}{2}\right) I_0\left(\frac{\gamma^2}{4}\right) + \frac{\gamma^2}{2} I_1\left(\frac{\gamma^2}{4}\right) \right)}} \quad (10)$$

由于  $B(\cdot)$  是一单调函数, 则  $\gamma$  可由信噪比 SNR 反推为

$$\gamma = B^{-1}(\text{SNR}) \quad (11)$$

其中, 信噪比可由图像的矩进行估计, 即

$$\text{SNR} = \frac{\bar{Y}}{\sqrt{Y^2 - \bar{Y}^2}} \quad (12)$$

则  $\gamma$  为

$$\gamma \approx \bar{\gamma} = \begin{cases} B^{-1}(\text{SNR}) & (\text{SNR} > \sqrt{\frac{\pi}{4 - \pi}}) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

偏差校正参数  $\bar{s}$  可计算为

$$\bar{s} = \sqrt{\frac{Y^2 \gamma^2}{2 + \gamma^2}} \quad (14)$$

则式(3) Wiener 滤波的输入  $Y(p)$  可进行改进, 有

$$Y'(p) = \begin{cases} Y(p) - \bar{Y}(p) + \bar{s} & (Y(p) - \bar{Y}(p) + \bar{s}) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (15)$$

最后, 对该改进的 Wiener 滤波器使用迭代的方

法<sup>[17]</sup>, 以便进一步提高复原图像的准确性, 有

$$Y^{(n+1)}(p) = \bar{C}_Y^{(n)}(p) (\bar{C}_Y^{(n)}(p) + C_N^{(n)})^{-1} (Y^{(n)}(p) - \bar{Y}^{(n)}(p)) + \bar{Y}^{(n)}(p) \quad (16)$$

其迭代初始条件为

$$Y^{(0)}(p) = Y(p) \quad (17)$$

最终复原结果为

$$Z(p) = Y^{(n)}(p) \quad (18)$$

## 2 实验

首先, 在合成 DWI 数据集上使用不同尺寸的参数估计窗口, 对本方法进行仿真, 仿真使用 Matlab 7.0.4, 操作系统为 Windows 7 Professional, 采用 Intel Core(TM) i7 CPU 处理器和 4 GB 内存。DWI 数据集的不同方向通道数量为 33, 对其加入 10% 的 Rician 噪声后, 使用  $3 \times 3 \times 3$ 、 $5 \times 5 \times 5$ 、 $7 \times 7 \times 7$ 、 $9 \times 9 \times 9$  和  $11 \times 11 \times 11$  作为领域估计窗口 ( $\alpha$  或  $\beta$ ), 分别使用基于各向异性参数估计 Wiener 滤波、综合多通道 Wiener 滤波进行 10 次迭代去噪, 并计算复原 DWI 图像的 PSNR。

然后, 在上述合成 DWI 数据集上分别使用基于各向异性参数估计 Wiener 滤波 ( $\varepsilon = 0.2$ )、综合多通道 Wiener 滤波 ( $\varepsilon = 0$ )、综合多通道各向异性滤波<sup>[14]</sup>和逐通道各向异性滤波<sup>[7]</sup>进行去噪仿真, 加入 10% Rician 噪声, 迭代去噪次数为 30 次, 并计算复原 DWI 图像的 PSNR。使用上述 4 种方法获得 DWI 计算的 DTI 数据去噪结果 (见图 3), 以及各体素 DTI 数据主轴与标准数据平均角度偏离值。

最后, 在真实人脑部 DWI 数据集中, 分别使用上述 4 种方法进行去噪实验, 数据采集使用 3T 的 Philips Intera Achieva MRI 扫描仪, 数据集分辨率为 128 像素  $\times$  128 像素  $\times$  53 像素, 层厚 2 mm, 共采集 32 个不同梯度方向 (弥散加权值 1 000 s/mm<sup>2</sup>) 和 1 个未加权标准数据 (弥散加权值 0 s/mm<sup>2</sup>) 的 DWI 数据集。

## 3 结果

图 1 为不同尺寸估计窗口去噪效果比较。可见, 当估计窗口较小时 ( $3 \times 3 \times 3$  和  $5 \times 5 \times 5$ ), 相近空间位置和相近方向通道的体素与待估计体素具有较大相关性, 参数估计较准确, 因而复原的 PSNR 较高; 但是随着估计窗口的逐渐增大, 体素间的相关性逐渐降低, 参数估计的准确性随之降低, PSNR 较低。因此, 本方法后续均使用  $5 \times 5 \times 5$  邻域估计

窗口。

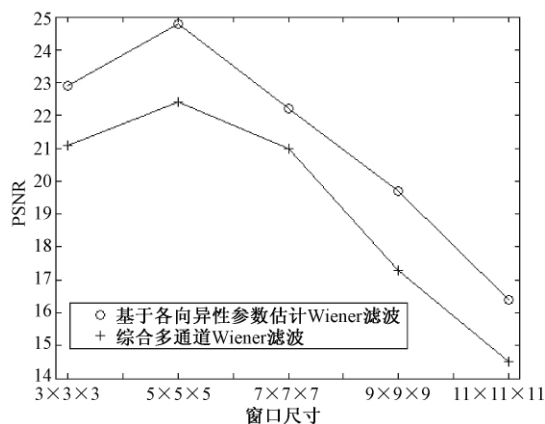


图1 不同尺寸估计窗口去噪效果比较

Fig.1 Denoising result with different estimation scale

图2为不同去噪方法DWI去噪PSNR比较。可见,基于各向异性参数估计Wiener滤波和综合多通道Wiener滤波,较之综合多通道和逐通道的各向异性滤波,均可取得较好的去噪效果,大约在10次迭代后收敛,更多的迭代次数不会再明显提高DWI去噪复原数据质量。相比而言,基于各向异性参数

估计Wiener滤波的去噪效果最好,使合成DWI数据集的PSNR从图2左下角未处理的初始值14.5提高到图中收敛后的25左右。

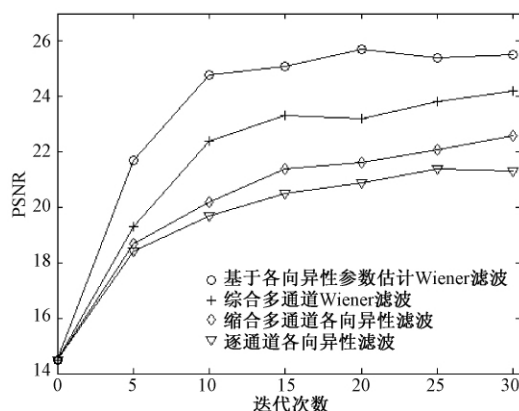


图2 不同去噪方法DWI去噪PSNR比较

Fig.2 PSNR of restored DWI using different denoising methods

图3为合成DTI数据不同方法的去噪效果比较。可见,使用上述4种方法对DWI数据集去噪均有较好结果,经去噪获得的DTI数据集的张量大小

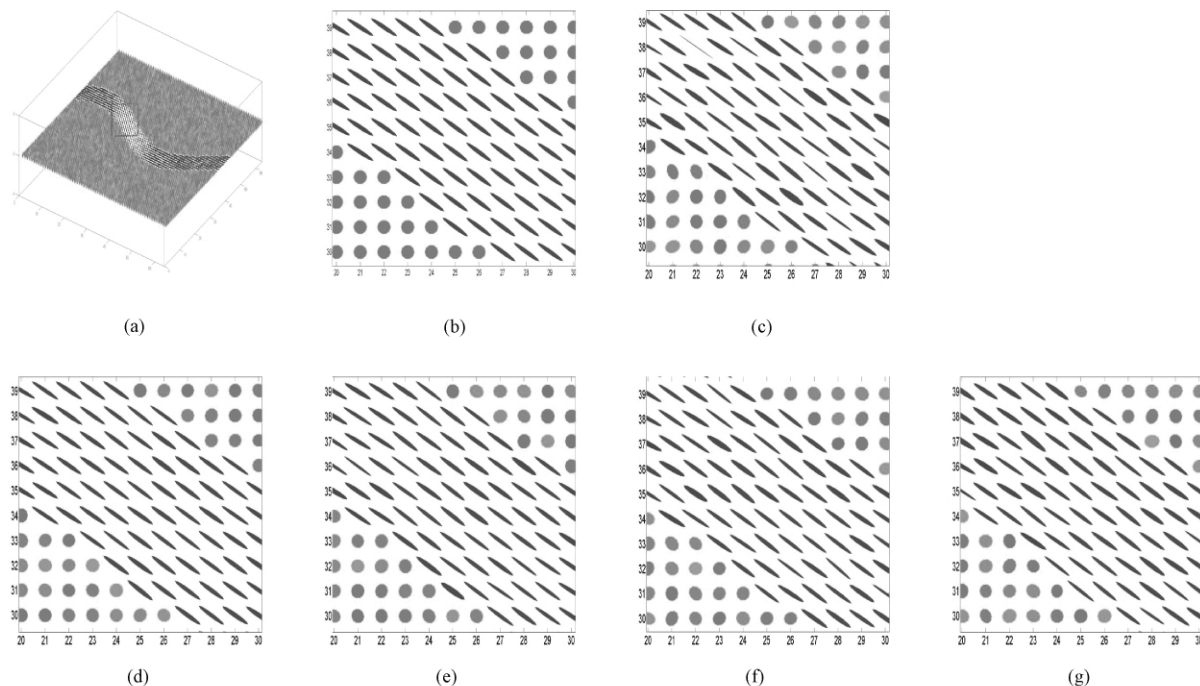


图3 合成DTI数据不同方法滤波效果比较。(a)标准合成数据集;(b)框中放大结果;(c)加入10%Rician噪声;(d)基于各向异性参数估计Wiener滤波;(e)综合多通道Wiener滤波;(f)综合多通道各向异性滤波去噪结果;(g)逐通道各向异性滤波去噪结果

Fig.3 Restored synthetic DTI data with different denoising methods. (a) Synthetic DTI data; (b) Enlarged synthetic DTI data in the block in (a); (c) Corrupted data with 10% Rician noise; (d) Denoised data using proposed method with anisotropic estimator; (e) Denoised data using proposed synthetic Wiener filter; (f) Denoised data using synthetic anisotropic filtering; (g) Denoised data using sequential anisotropic filtering

和方向均与标准数据集类似,未出现明显错位的数据集。相比而言,本方法(见图 3(d)~(e))去噪后获得的 DTI 数据集方向信息更准确,排列与标准数据集更相近,而逐通道各向异性滤波(见图 3(g))仍有少量张量方向出现偏差。

表 1 为不同方法 DTI 信息保持效果比较。可见,使用本方法去噪获得的 DWI 数据对于 DTI 数据的方向信息也有较好的保持效果,较之各向异性滤波(无论综合多通道或者逐通道),所获得的 DTI 数据比标准数据集的平均角度偏离值要低,较好保持了 DTI 方向信息;所提出的基于各向异性参数估计 Wiener 滤波经过 10 次迭代后,平均角度偏离值降低到 3°以内,优于使用综合多通道各向异性去噪和逐通道各向异性去噪的 3.322°和 3.657°,以及去噪前的 8.979°。

图 4 为 4 种方法在真实 DWI 数据中去噪效果比较。其中,图 4(a)为未经处理真实人体 DWI 数据计算出的 DTI 数据第 28 层 FA 图,描述了各体素

表 1 不同方法 DTI 信息保持效果比较

Tab. 1 Orientation preservation of DTI using different denoising methods

加入 10% Rician 噪声	各向异性 参数估计 Wiener 滤波	综合多通 道 Wiener 滤波	综合多通 道各向异 性滤波	逐通道 各向异 性滤波
8.979	2.863	3.017	3.322	3.657

的弥散度大小。由于未经任何去噪处理,FA 图呈现明显噪声,如图正下方 FA 较低区域,因噪声产生了大量错误的 FA 值。图 4(b)~(e)是对上述 4 种方法进行 10 次迭代去噪后获得的 DTI 数据第 28 层 FA 图。图 4(f)~(j)为上述对应结果的 DTI 图,且仅选择方框中的部分进行放大显示,背景 FA 图,DTI 数据每个体素张量使用椭圆表征。

如图 4 所示,本方法和各向异性滤波方法均可在一定程度上抑制噪声影响。如图 4(b)~(e)所示,去噪后 DTI 数据的 FA 图噪声有明显下降,各灰度级变化均匀,没有异常的 FA 大小变化,如经去噪

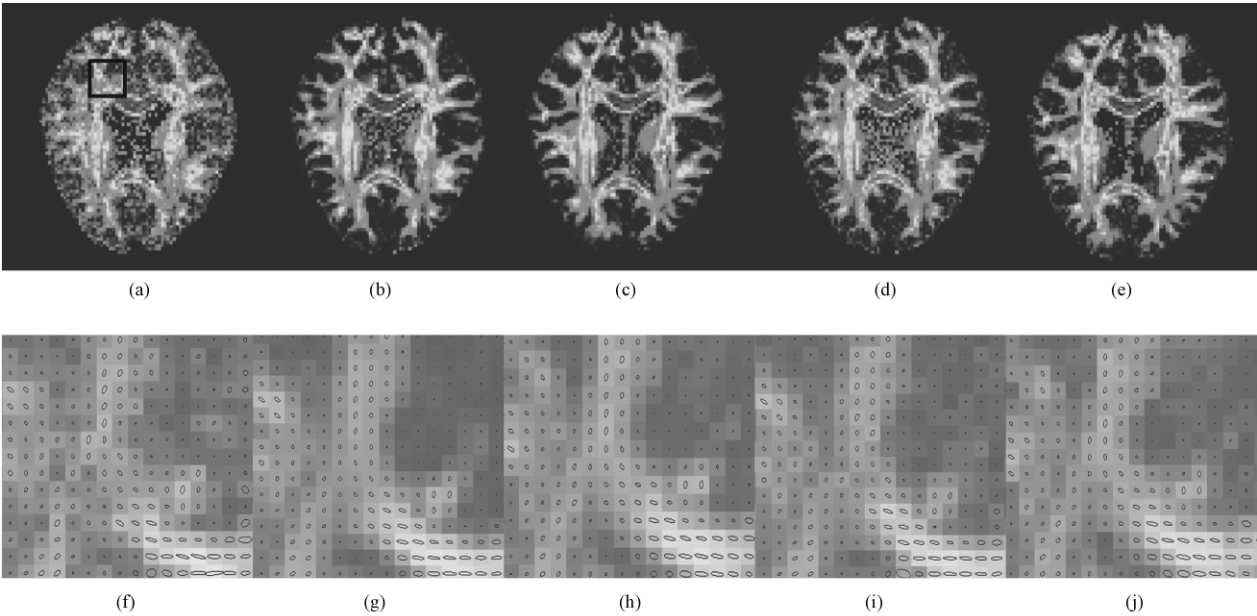


图 4 真实人体 DWI 数据多种方法去噪效果比较。(a) 原始数据 FA 图; (b) 基于各向异性参数估计 Wiener 滤波 FA 图; (c) 综合多通道 Wiener 滤波 FA 图; (d) 综合多通道各向异性滤波去噪 FA 图; (e) 逐通道各向异性去噪 FA 图; (f) 原始 DTI 数据放大图; (g) 基于各向异性参数估计 Wiener 滤波 DTI 数据放大图; (h) 综合多通道 Wiener 滤波 DTI 数据放大图; (i) 综合多通道各向异性滤波去噪 DTI 数据放大图; (j) 逐通道各向异性去噪 DTI 数据放大图

Fig. 4 Denoising result of in vivo DWI data using different denoising methods. (a) FA map of in vivo DWI data; (b) FA map of denoised data using proposed Wiener filter with anisotropic estimator; (c) FA map of denoised data using proposed synthetic Wiener filter; (d) FA map of denoised data using synthetic anisotropic filtering; (e) FA map of denoised data using sequential anisotropic filtering; (f) Enlarged in vivo DTI data in the block of (a); (g) Denoised in vivo DTI data using proposed Wiener filter with anisotropic estimator; (h) Denoised in vivo DTI data using proposed synthetic Wiener filter; (i) Denoised in vivo DTI data using synthetic anisotropic filtering; (j) Denoised in vivo DTI data using sequential anisotropic filtering

后正下方 FA 较低区域基本无异常增大的 FA 值,另外 FA 值较大的区域,FA 信息变化连续,基本没有异常增大或减小的 FA 值,如图 4(f)~(j)。真实 DTI 数据的方向信息也保持较好,如右下角部分,图 4(f) 中的凌乱方向分布和大小变化在使用本方法的图 4(g)~(h) 中均较为整齐,而使用现有两种方法的去噪结果在该区域均仍有方向或大小变化不规则体素。观察 FA 较低区域(如右上角)可发现,经本方法去噪计算获得的 DTI 数据(见图 4(g)~(h)) 背景灰度均较低且均匀,没有明显方向或大小变化的椭圆,使用现有两种方法(见图 4(i)~(j)) 虽然较去噪前有较大改进,但是仍有少量与周围低灰度偏差较大的椭圆体素。

### 3 讨论与结论

本研究针对弥散加权磁共振图像噪声特点,改进 Wiener 滤波进行去噪复原,改进点分为 3 个层面。第一层面针对 DWI 数据特点,综合多相近磁场方向图像进行 Wiener 滤波。第二层面基于磁共振图像噪声呈 Rician 分布特点,对经典 Wiener 滤波针对的高斯噪声模型进行改进,通过更精确的分布估计提高去噪精度;模拟和真实数据集的结果均表明,该方法较之常用基于图像边缘灰度分布的去噪方法(如各向异性滤波),可以获得更准确有效的去噪结果。第三层面针对 Wiener 滤波的参数估计,将其自适应的分为各向异性和各向同性区域进行处理;在各向同性区域使用经典 Wiener 滤波方法,在各向异性区域使用准确性更高的区域进行参数估计,通过提高估计参数精度的方法获得更精细的复原结果。通过在模拟和真实数据的比较可知,使用各向异性参数估计可以进一步提高复原的准确性。

综上所述,针对现有弥散磁共振成像去噪方法一般逐方向通道对体素周围局部信息进行滤波的不足,以及现有去噪方法一般针对高斯噪声的缺陷,通过改进经典 Wiener 滤波,对其综合噪声统计信息和各方向通道的各向异性信息进行去噪;并针对 Rician 噪声特性,对现有基于高斯噪声的 Wiener 滤波器进行改进,从而进一步提高了去噪准确性。在合成和真实脑部 DWI 数据集上进行的去噪仿真和实验说明,本方法较之现有方法,可更有效地去除 DWI 中的噪声,有效地保障后续计算获得的 DTI 数据的方向和大小。

### 参考文献

- [1] Basser P, Mattiello J, LeBihan D. MR diffusion tensor spectroscopy and imaging [J]. *Biophysical Journal*, 1994, **66** (1): 259–267.
- [2] Lazar M. Mapping brain anatomical connectivity using white matter tractography [J]. *NMR in Biomedicine*. 2010, **23**: 821–835.
- [3] 吴锡,周激流,谢明元,等. 磁共振弥散张量成像的脑白质纤维优化重建[J]. *中国生物医学工程学报*, 2009, **28**(6): 931–934.
- [4] Heemskerk AM, Sinha TK, Wilson KJ, et al. Repeatability of DTI-based muscle fiber tracking [J]. *NMR in Biomedicine*, 2010, **23**: 294–303.
- [5] Savannah CP, Revathi SM, Ali Z, et al. Diffusion tensor magnetic resonance imaging of the normal breast [J]. *Magnetic Resonance Imaging*, 2010, **28**: 320–328.
- [6] Anderson AW. Theoretical analysis of the effects of noise on diffusion tensor imaging [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2001, **46**(6): 1174–1188.
- [7] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**: 629–639.
- [8] Parker GJ, Schnabel JA, Symms MR, et al. Nonlinear smoothing for reduction of systematic and random errors in diffusion tensor imaging [J]. *J Magn Reson Imaging*, 2000, **11**: 702–710.
- [9] McGraw T, Vemuri BC, Chen Ying, et al. DT-MRI denoising and neural fiber tracking [J]. *Medical Image Analysis*, 2004, **8**: 95–111.
- [10] Sijbers J, den Dekker AJ. Maximum Likelihood estimation of signal amplitude and noise variance from MR data [J]. *Magnetic Resonance Imaging*, 2004, **51**: 586–594.
- [11] Pizurica A, Philips W, Lemahieu I, et al. A versatile Wavelet domain noise filtration technique for medical imaging [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, **22** (3): 323–331.
- [12] Aja-Fernández S, Niethammer M, Kubicki M, et al. Restoration of DWI data using a Rician LMMSE estimator [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2008, **27** (10): 1389–1403.
- [13] 白衡,高玉蕊,王世杰,等. DTI 扩散张量的一种稳健估计方法[J]. *计算机研究与发展*, 2008, **45**(7): 1232–1238.
- [14] Ding Z, Gore JC, Anderson AW. Reduction of noise in diffusion tensor images using anisotropic smoothing [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2005, **53**: 485–490.
- [15] Ruiz-Alzola J, Alberola-Lopez C, Westin CF. Kriging filters for multidimensional signal processing [J]. *Signal Processing*, 2005, **85**: 413–439.
- [16] Aja-Fernández S, Alberola-López C, Westin CF. Noise and signal estimation in magnitude MRI and Rician distributed images: a LMMSE approach [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, **17** (8): 1383–1398.
- [17] Hillery AD, Chin RT. Iterative Wiener filters for image restoration [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1991, **39**: 1892–1899.

[1] Basser P, Mattiello J, LeBihan D. MR diffusion tensor