

## 去除磁共振成像图像莱斯噪声的加权扩散

贺建峰, 陈勇\*, 易三莉

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650500)

(\*通信作者电子邮箱 2269134036@qq.com)

**摘要:**针对各向同性扩散易于造成图像边缘等特征区域的模糊以及相干增强扩散易于在图像背景区域内产生伪条纹的问题,提出了一种根据磁共振成像(MRI)图像莱斯噪声分布特点来对其进行降噪的加权扩散算法。该算法以MRI图像背景区域的莱斯噪声方差作为区分MRI图像背景区域和感兴趣的边缘特征区域二者特征差异的阈值。基于该阈值,该算法构造了一个加权函数,并用该函数对各向同性扩散和相干增强扩散进行加权。加权函数根据图像在不同结构区域的变化,自适应地调整两种扩散的权值,从而充分发挥两种扩散的优势并克服各自的不足。实验结果表明,该算法在峰值信噪比(PSNR)及平均结构相似度(MSSIM)的评价上优于一些经典算法。因此,该算法的降噪及保护、增强边缘的能力更为优越。

**关键词:**磁共振成像(MRI);各向同性扩散;相干增强扩散;莱斯噪声;加权扩散

**中图分类号:** TP391.413 **文献标志码:** A

### Weighted diffusion for Rician noise reduction in magnetic resonance imaging image

HE Jianfeng, CHEN Yong\*, YI Sanli

(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming Yunnan 650500, China)

**Abstract:** Since the isotropic diffusion will easily blur edge features, and coherence-enhancing diffusion will produce pseudo striations in the background regions during the denoising process, a weighted diffusion algorithm was proposed to reduce the Rician noise of Magnetic Resonance Imaging (MRI) image according to the distribution of noise. A threshold value was calculated by the Rician noise variance in the background region of MRI image, which might be used to distinguish the image background and the edge of Region-Of-Interest (ROI). A weighting function combining the isotropic diffusion and the coherence-enhancing diffusion based on the calculated value was constructed. The constructed function could adaptively adjust the weight values of two kinds of diffusion in different structural regions in order to give full play to the advantages while overcoming the disadvantages of the above two kinds of diffusion. The experimental results show that it is better than some classical diffusion algorithms in Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) and Mean Structural Similarity (MSSIM). Thus, it has better performance on noise reduction and edge preservation or enhancement.

**Key words:** Magnetic Resonance Imaging (MRI); isotropic diffusion; coherence-enhancing diffusion; Rician noise; weighted diffusion

## 0 引言

磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)技术因其具有对人体的无创性、软组织的高分辨率等技术优点,广泛用于现代临床医学的诊疗及基础科学研究中。但由于MRI图像是由高斯噪声污染的实部图像和虚部图像经取模运算而得到的模图像,因而最终得到的图像是受莱斯噪声污染的<sup>[1]</sup>,因此在对MRI图像进行降噪及增强处理时需要根据其莱斯噪声分布的特点对其进行处理。

MRI图像的质量对临床医学诊疗和根据其边缘等特征信息进行相关参数计算的准确性都具有十分重要的意义,因此对MRI图像进行降噪以改善其图像质量是非常重要的。对MRI图像进行降噪关键是要解决好去除背景噪声和保护甚至增强目标边缘这一对矛盾,基于此基础,许多成熟的技术已经

运用到了MRI图像的降噪处理过程中,如:维纳滤波<sup>[2]</sup>、小波阈值滤波<sup>[3]</sup>、谱减法<sup>[4]</sup>、非邻域均值滤波<sup>[5]</sup>和基于偏微分方程的扩散滤波等技术,其中基于偏微分方程的扩散技术因具有简单高效、易于实施、理论完备等特点而得到了广泛的关注和应用,这些技术包括线性的各向同性扩散算法<sup>[6]</sup>、非线性的PM算法<sup>[7]</sup>、鲁棒各向异性算法<sup>[8]</sup>、复数域扩散算法<sup>[9]</sup>和相干增强算法<sup>[10]</sup>等扩散算法。但这些算法都存在固有的缺点,如:各向同性扩散对噪声的平滑能力强,但易于模糊边缘等特征区域;PM算法对噪声的平滑能力不强和处理后的图像存在阶梯效应;鲁棒各向异性算法虽然能使图像产生相对较为锐利的边缘,但平滑能力并没有得到多大的改善;复数域扩散算法会在扩散中会模糊一些微弱的细节信息;相干增强算法对图像的边缘、纹理等特征区域具有增强的作用,但会在背景区域内产生大量的伪条纹。

**收稿日期:** 2014-05-13; **修回日期:** 2014-06-11。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(11265007);教育部回国人员科研启动基金资助项目(2010-1561);云南省人培基金资助项目(KKSY201203030)。

**作者简介:** 贺建峰(1965-),男,云南开远人,教授,博士,主要研究方向:医学信号处理、模式识别; 陈勇(1986-),男,四川泸县人,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理、模式识别; 易三莉(1977-),女,湖南岳阳人,讲师,博士,主要研究方向:医学图像处理与分析。

根据上文所述 MRI 图像的特点以及各向同性扩散和相干增强扩散的优点及存在的问题,本文提出以 MRI 图像背景区域的莱斯噪声方差作为区分 MRI 图像背景区域和边缘等特征区域二者特征差异的阈值,基于该阈值构造一个能有效反映图像局部结构信息的加权函数,通过加权函数将各向同性扩散和相干增强扩散进行加权而得到本文加权扩散算法。加权函数能够使本文算法根据图像不同结构区域的特征自适应地调整各向同性扩散和相干增强扩散的扩散速度,从而实现有效地利用这两种扩散的优点并克服其所存在的问题。

## 1 相关研究

本节分别简要地介绍各向同性扩散和相干增强扩散两种算法,并分析了它们各自的优点及存在的问题。

### 1.1 各向同性扩散算法

Witkin 等<sup>[6]</sup>根据热扩散方程,提出如下各向同性扩散算法:

$$\begin{cases} \frac{\partial I(x,y,t)}{\partial t} = \nabla \cdot (\nabla I(x,y,t)) \\ I(x,y,0) = I_0(x,y) \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\nabla \cdot$ 和 $\nabla$ 分别是散度算子和梯度算子。

理论分析表明<sup>[7]</sup>:该算法的计算过程等价于将原始图像 $I_0(x,y)$ 与尺度为 $\sigma = \sqrt{2t}$ 的高斯核 $G_\sigma(x,y,t)$ 作卷积。因此,该算法相当于对原始噪声图像作低通滤波,在图像的背景区域内具有较好的平滑效果,但同时易于模糊图像的边缘等特征区域。

### 1.2 相干增强扩散算法

与一般的非线性各向异性扩散算法的传导系数为标量不同,Weickert<sup>[10]</sup>提出了一种传导系数为张量 $D$ 的非线性各向异性扩散算法:

$$\begin{cases} \frac{\partial I(x,y,t)}{\partial t} = \nabla \cdot (D \nabla I(x,y,t)) \\ I(x,y,0) = I_0(x,y) \end{cases} \quad (2)$$

式(2)算法中的张量 $D$ 通过以下式子计算得到:

$$D = D(J_\rho(\nabla I_\sigma)) = \sum_{i=1}^2 \xi_i \mu_i \mu_i^T \quad (3)$$

$$J_\rho(\nabla I_\sigma) = \kappa_\rho * (\nabla I_\sigma \otimes \nabla I_\sigma) = \sum_{i=1}^2 \lambda_i \mu_i \mu_i^T \quad (4)$$

$$I_\sigma = G_\sigma(x,y,t) * I(x,y,t) \quad (5)$$

其中:符号 $*$ 和 $\otimes$ 分别表示卷积和张量外积运算, $\kappa_\rho$ 为尺度为 $\rho$ 的高斯核, $J_\rho(\cdot)$ 和 $D(\cdot)$ 分别为结构张量和扩散张量,其作用分别为表示图像的局部结构特征和控制算法式(2)的扩散行为。 $\lambda_1$ 和 $\lambda_2$ 为结构张量的特征值,其对应的特征向量分别为 $\mu_1$ 、 $\mu_2$ ,扩散张量的特征值 $\xi_1$ 和 $\xi_2$ 满足下式<sup>[10]</sup>:

$$\begin{cases} \xi_1 = c_1 \\ \xi_2 = \begin{cases} c_1, & \lambda_1 = \lambda_2 \\ c_1 + (1 - c_1) \exp\left(-\frac{1}{(\lambda_1 - \lambda_2)^2}\right), & \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (6)$$

其中: $c_1 \in [0,1]$ 为常数。

文献[11]分析表明,相干增强扩散将传统扩散算法的两个坐标轴扩散方向推广到了 $0 \sim 180^\circ$ 方向,因而该算法具有

较强的各向异性能力,能有效地去除边缘等特征区域的噪声且增强该区域的特征,但是该算法在背景区域很容易产生大量的伪条纹,严重地影响了图像的后续分析及利用。

## 2 本文算法

结合 MRI 图像的莱斯噪声特点,本文提出一种针对 MRI 图像进行降噪的加权扩散算法。首先,在图像局部方差的基础上定义一个能有效反映图像局部结构特征的加权函数;然后,用加权函数将各向同性扩散和相干增强扩散进行加权而得到加权扩散算法;最后,根据本文算法需要及 MRI 图像的噪声特点推导并提出以 MRI 图像背景区域内的莱斯噪声方差作为区分背景区域和边缘等特征区域的阈值。

### 2.1 加权函数

由于局部方差信息能有效地反映图像的局部结构特征<sup>[12-13]</sup>:图像在边缘等特征区域的局部方差要大于背景区域的局部方差。图像在像素点 $(x,y)$ 的局部方差计算为:

$$var_l(x,y) = \frac{1}{(2N+1)^2} \sum_{i=x-N}^{x+N} \sum_{j=y-N}^{y+N} [I(i,j) - m(x,y)]^2 \quad (7)$$

其中: $m(x,y)$ 为像素点 $(x,y)$ 在尺寸为 $(2N+1) \times (2N+1)$ 分析窗口内的局部均值。

由于图像在理想背景区域的局部方差要趋于图像的噪声方差 $var_n$ ,但受分析窗口内的样本噪声截尾数据缺失的影响,图像在背景区域内的局部方差通常不大于噪声方差。因此本文可定义阈值 $var_n$ ,并认为:满足关系 $var_l(x,y) \leq var_n$ 的像素点 $(x,y)$ 处于图像的背景区域中;满足关系 $var_l(x,y) > var_n$ 的像素点 $(x,y)$ 处于图像的边缘等特征区域中。MRI 图像中的阈值 $var_n$ 的确定将在 2.3 节讨论。

基于上述分析,本文定义如下加权函数 $\omega(x,y)$ :

$$\omega(x,y) = \frac{1}{1 + \left(\frac{var_l(x,y)}{var_n}\right)^2} \quad (8)$$

使用如下分段线性变换将加权函数完全归一化得到:

$$\bar{\omega}(x,y) = \begin{cases} \frac{\omega(x,y) - \omega_{\min}}{1 - 2\omega_{\min}}, & \omega_{\min} \leq \omega(x,y) < \frac{1}{2} \\ \frac{2\omega(x,y) - 1}{4\omega_{\max} - 2} + \frac{1}{2}, & \frac{1}{2} \leq \omega(x,y) \leq \omega_{\max} \end{cases} \quad (9)$$

根据局部方差反映图像局部结构特征的特点及式(8)~(9)可知:当 $var_l(x,y) \leq var_n$ 时,有 $\bar{\omega}(x,y) \in [1/2,1]$ ,此时像素点 $(x,y)$ 处于背景区域内;当 $var_l(x,y) > var_n$ 时,有 $\bar{\omega}(x,y) \in [0,1/2]$ ,此时像素点 $(x,y)$ 处于边缘等特征区域内。从图 1(a)~(b)可以看到,加权函数 $\bar{\omega}$ 图像可以反映噪声图像的绝大部分边缘信息。

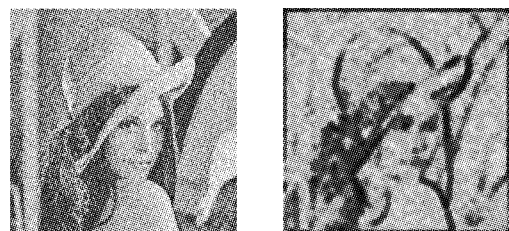


图1 噪声图像及其 $\bar{\omega}$ 值图像

## 2.2 加权扩散算法

为了充分发挥各向同性算法在图像的背景区域内和相干增强算法在图像的边缘等特征区域内的降噪优势,克服二者在降噪时所存在的问题,本文用上述定义的加权函数  $\bar{\omega}(x, y, t)$  将各向同性算法和相干增强算法进行加权并得到本文算法:

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \bar{\omega} \nabla \cdot (\nabla I) + (1 - \bar{\omega}) \nabla \cdot (D \nabla I) \\ I(x, y, 0) = I_0(x, y) \end{cases} \quad (10)$$

其中:  $I = I(x, y, t)$ ,  $\bar{\omega} = \bar{\omega}(x, y, t)$ 。

由第 2 章相关算法和加权函数的讨论可知,加权算法式(10)具有如下性质:

1) 当  $\bar{\omega}(x, y, t) \rightarrow 0$  时,在图像的边缘等特征区域内执行相干增强扩散,有效地去除该区域内的噪声并增强该区域的特征,避免各向同性扩散对该区域的模糊作用。

2) 当  $\bar{\omega}(x, y, t) \rightarrow 1$  时,在图像的背景区域内执行各向同性扩散,有效地去除该区域内的噪声和平滑该区域,避免相干增强扩散在该区域产生伪条纹的现象。

3) 扩散前期。由  $var_n(t) \neq 0, \bar{\omega}(x, y, t) \neq 0$  可知,执行本文加权扩散算法,可同时实现分区的降噪和增强处理。

4) 扩散后期。由  $var_n(+\infty) \rightarrow 0, \bar{\omega}(x, y, +\infty) \rightarrow 0$  可知,执行相干增强算法,可以增强前期扩散过程中被模糊的微小细节区域。

总之,本文算法式(10)能根据加权函数值  $\bar{\omega}(x, y, t)$  调整各向同性算法和相干增强算法在其对应区域的扩散速度,且由性质 1) ~ 4) 可知:因此本文算法具有较强的自适应性和鲁棒性。

## 2.3 MRI 图像中阈值 $var_n$ 的选取

由加权函数的定义及讨论可知:噪声方差  $var_n$  起着区分背景区域和边缘等特征区域二者特征差异的阈值作用,因此噪声方差的估计对有效地发挥加权算法式(10)的作用尤为重要。由于 MRI 图像由均受方差为  $\sigma_n^2$  的高斯噪声污染的实部和虚部图像取模而得到的模图像,因此受噪声污染的图像像素灰度  $M$  服从如下莱斯分布<sup>[14]</sup>:

$$p(M) = \frac{M}{\sigma_n^2} \exp\left(-\frac{M^2 + \eta^2}{2\sigma_n^2}\right) I_0\left(\frac{M\eta}{\sigma_n^2}\right) \quad (11)$$

其中: $\eta$  为 MRI 图像的理想像素灰度,  $I_0(\cdot)$  为修正的零阶贝塞尔函数。从式(11)可以看出 MRI 图像的奈斯噪声水平(噪声方差)是要依赖于其理想像素灰度的,因此其莱斯噪声水平具有一定的空间分布性。文献[14]分析了莱斯噪声方差  $\sigma_r^2$  和高斯噪声方差  $\sigma_n^2$  的关系:

$$\sigma_r^2 = \xi(\theta) \sigma_n^2 \quad (12)$$

其中: $\theta = \eta/\sigma_n$  为信噪比,  $\xi(\theta) \left(\frac{4-\pi}{2} \leq \xi(\theta) < 1\right)$  为  $\theta$  的递增函数,称为矫正因子。为了能从 MRI 图像的背景区域中估计其莱斯噪声方差,令式(11)中  $\eta = 0$  得到如下背景区域内图像像素灰度的瑞利分布式:

$$p(M) = \frac{M}{\sigma_n^2} \exp\left(-\frac{M^2}{2\sigma_n^2}\right) \quad (13)$$

因此,瑞利分布的方差为:

$$\sigma_b^2 = \frac{4-\pi}{2} \sigma_n^2 \quad (14)$$

$\sigma_b^2$  即为 MRI 图像在背景区域内的莱斯噪声方差。由式(12)、(14)可知有如下不等式:

$$\sigma_r^2 = \xi(\theta) \sigma_n^2 \geq \xi(0) \sigma_n^2 = \sigma_b^2 \quad (15)$$

因此,可以用 MRI 图像在背景区域内的莱斯噪声方差  $\sigma_b^2$  作为区分背景区域和边缘等特征区域二者特征的阈值:

$$var_n = \sigma_b^2 \quad (16)$$

为了求出  $\sigma_b^2$ ,则需要估计出高斯噪声方差  $\sigma_n^2$ ,其估计可由式  $E(M^2) = 2\sigma_n^2 + \eta^2$  令  $\eta = 0$  得到:

$$\sigma_n^2 = E(M_b^2)/2 \quad (17)$$

其中: $E(\cdot)$  表示均值,  $M_b$  为 MRI 图像在背景区域内的像素灰度。

## 3 实验结果及分析

为了验证算法的有效性,本文首先将一组不同噪声水平的莱斯噪声加入到清晰的脑部 MRI 图像中进行数值仿真实验并与各向同性算法、PM 算法、鲁棒各向异性算法、复数域扩散算法及相干增强算法作分析对比。为了客观地评价算法性能,本文采用峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)和平均结构相似度(Mean Structural SIMilarity, MSSIM)<sup>[15]</sup>作为评价标准。其中,PSNR 值越高,表明结果图像和原始图像的差异越小;  $MSSIM \in [0, 1]$ , 值越接近 1 表明结果图像和原始图像在边缘结构及视觉效果上越接近。

本文对其中一组实验结果图像进行分析说明,如图 2 ~ 3 所示。图 2(a) ~ (b) 分别为脑部 MRI 清晰图像和添加噪声图像( $\sigma_n^2 = 150$ )。各算法降噪后的结果图像如图 3 所示,各向同性扩散经迭代 5 次后的结果图像如图 3(a) 所示,可以看到结果图像中脑实质区域的特征较为模糊,背景区域虽相对较为平滑但仍存在部分噪声,这是由于在平滑噪声和保护边缘之间折中考虑迭代次数;从图 3(b) 中可以看到,PM 算法降噪后的结果图像中存在阶梯效应的影响且在背景区域内有较多变大、变模糊的颗粒状噪声;从图 3(c) 中可以看到,鲁棒各向异性扩散与 PM 算法类似,仍难以消除颗粒状噪声的干扰,但对图像中脑白质和脑灰质区域的边缘特征保存较前两种算法要清晰;从图 3(d) 中可以看到,复数域扩散后的结果图像中脑实质的大部分细节得到保存,但和前面几种算法一样模糊了一些微弱的细节信息;从图 3(e) 中可以看到,相干增强扩散降噪后的结果图像中脑实质区域中的噪声得到有效的去除且其中的脑白质、脑灰质区域边缘较为清晰甚至得到了增强,但是在背景区域内存在大量的伪条纹;本文加权算法经 14 次迭代后的结果图像如图 3(f) 所示,对脑实质区域的噪声去除较为充分且增强了脑白质及脑灰质区域的边缘特征,这是由于在该区域权值较大的相干增强扩散发挥了作用,而背景区域几乎与原图像的背景区域一样干净,这是由于在该区域权值较大的各向同性扩散发挥了作用,因此可以通过加大本文算法的迭代次数使各向同性扩散有效地去除背景区域的噪声而使相干增强扩散去除脑实质区域中的噪声和增强该区域的特征。

不同噪声水平下脑部 MRI 图像用各算法降噪后的峰值信噪比和平均结构相似度比较如表 1 所示。从表中可以看到,随着噪声水平的提高,各算法降噪后的结果图像其峰值信噪比及平均结构相似度值均在降低,这是由于噪声水平的提高会增加图像特征信息的丢失量,导致部分特征信息的不可恢复。但各噪声水平下的图像,用本文算法降噪后,其结果图像的峰值信噪比更高且平均结构相似度更接近 1,这表明本文算法降噪所得的结果图像和原始清晰图像的差异更小,亮度信息、对比度信息和结构相似度信息也和原始清晰图像的对应信息更接近。因此,本文算法对 MRI 图像的降噪效果更加明显,边缘等特征信息保存得更完好。

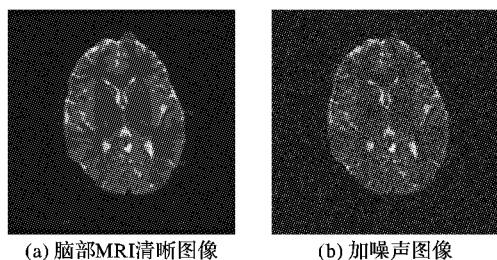


图2 脑部 MRI 清晰图像及加噪声图像

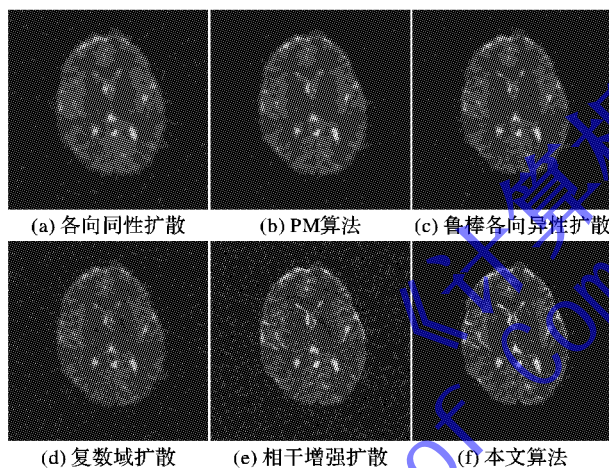


图3 各算法的降噪结果图像

表1 各算法降噪效果对比

对比项目	噪声水平 ( $\sigma_n$ )	各向同性扩散	PM 算法	鲁棒各向异性扩散	复数域扩散	相干增强扩散	本文算法
PSNR/dB	100	28.469 6	28.628 8	29.048 3	28.513 4	28.318 4	29.549 5
	150	25.573 5	25.961 8	26.239 4	25.626 8	25.219 4	26.599 8
	200	23.545 9	24.163 4	24.177 2	23.656 5	22.980 7	24.572 2
	250	22.102 4	22.579 8	22.673 2	22.173 9	21.812 3	22.929 6
MSSIM	100	0.834 7	0.842 0	0.851 9	0.846 4	0.820 7	0.887 7
	150	0.745 3	0.776 8	0.784 5	0.740 4	0.692 3	0.810 3
	200	0.666 1	0.695 0	0.698 4	0.661 7	0.591 1	0.722 8
	250	0.605 0	0.625 9	0.632 4	0.591 9	0.509 3	0.659 5

## 4 结语

本文根据 MRI 图像的特点,构造一个加权函数将各向同性扩散与相干增强扩散进行加权而得到本文算法,并用于对 MRI 图像的降噪。由于加权函数能够根据图像特征自适应地调节各向同性扩散和相干增强扩散各自的扩散速度,从而有

效地利用这两种扩散算法的优点并克服其所存在的问题。根据本文对脑部 MRI 噪声图像进行的实验表明,相对于一些较为经典的算法,例如各向同性扩散、PM 算法、鲁棒各向异性扩散等算法,本文算法具有更好的降噪和保护、增强边缘特征的能力。

## 参考文献:

- [1] YI S. Estimation of diffusion tensor and its relevant technical research based on DT-MRI [D]. Changsha: Central South University, 2011. (易三莉. 基于扩散张量成像的扩散张量估算及相关技术研究[D]. 长沙: 中南大学, 2011.)
- [2] MOHAN J, KRISHNAVENI V, GUO Y H. A new neutrosophic approach of Wiener filtering for MRI denoising [J]. Measurement Science Review, 2013, 13(4): 177 - 186.
- [3] ZHANG H, CHEN X, XING H. MRI image denoising based on improved wavelet thresholding [J]. Journal of Computer Applications, 2007, 27(6): 1465 - 1467. (张海建, 陈向东, 幸浩洋. 基于改进的小波阈值技术 MRI 图像去噪[J]. 计算机应用, 2007, 27(6): 1465 - 1467.)
- [4] ERTURK A M, PAUL B A, SHARKAWY E. Denoising MRI using spectral subtraction [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013, 60(6): 1556 - 1562.
- [5] KANG B, CHOI O, KIM J D, *et al.* Noise reduction in magnetic resonance images using adaptive non-local filtering [J]. Electronics Letters, 2013, 49(5): 324 - 325.
- [6] WITKIN A P. Scale space filtering [C]// Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence. New York: ACM, 1983: 1019 - 1021.
- [7] PERONA P, MAILIK J. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629 - 639.
- [8] BLACK M J, SAPIRO G, MARIMONT D H, *et al.* Robust anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 421 - 432.
- [9] GILBOA G, SOCHEN N, ZEEVI Y Y. Image enhancement and denoising by complex diffusion process [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(8): 689 - 703.
- [10] WEICKERT J. Coherence-enhancing diffusion filtering [J]. International Journal of Computer Vision, 1999, 31(2/3): 111 - 127.
- [11] CHENG J, TIAN J, HE Y, *et al.* Fingerprint enhancement algorithm based on nonlinear diffusion filter [J]. Acta Automatica Sinica, 2004, 30(6): 855 - 862. (程建刚, 田捷, 何余良, 等. 基于非线性扩散滤波的指纹增强算法[J]. 自动化学报, 2004, 30(6): 855 - 862.)
- [12] CHAO S M, TSAI D M. An improved anisotropic diffusion model for detail-and edge-preserving smoothing [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(13): 2012 - 2023.
- [13] LI H C, FAN P Z, KHAN M K. Context-adaptive anisotropic diffusion for image denoising [J]. Electronics Letters, 2012, 48(14): 827 - 828.
- [14] CHENG G K, BASSER P J. Analytically exact correction scheme for signal extraction from noisy magnitude MR signals [J]. Journal of Magnetic Resonance, 2006, 179(2): 317 - 322.
- [15] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, *et al.* Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600 - 612.