

文章编号 1004-924X(2010)03-0756-08

双树轮廓波变换域的磁共振图像降噪

金 炜,俞建定,符冉迪,杨高波

(宁波大学 信息科学与工程学院,浙江 宁波 315211)

摘要:为了改善磁共振(MR)图像的质量,提出一种基于双树轮廓波(DT-Contourlet)变换的 MR 图像降噪算法。研究了 MR 图像的噪声分布模型,认为这种噪声服从莱斯分布,从而推导了 MR 模平方图像的噪声参数估计方法。通过分析 DT-Contourlet 的塔型双树方向滤波器组结构,明确了 DT-Contourlet 不仅能保持轮廓波灵活的方向选择性,而且克服了传统轮廓波不具有平移不变性的缺点。在 DT-Contourlet 变换域,通过计算方差一致性测度,用局部自适应窗口估计阈值萎缩因子,对 MR 模平方图像的变换系数进行阈值萎缩。最后,经过 DT-Contourlet 反变换,实现了 MR 图像的降噪处理。实验结果表明,用本文算法降噪的 MR 仿真图像的峰值信噪比(PSNR)优于传统算法;与基于小波和轮廓波的方法相比,不同噪声方差下的 PSNR 平均提高了 2.13 dB 和 0.91 dB。从视觉效果来看,该算法能在有效抑制 MR 图像噪声的同时,更好地保持图像的细节信息。

关键词:磁共振图像;双树轮廓波变换;噪声参数估计;图像降噪

中图分类号:TP391 文献标识码:A

Magnetic resonance image denoising in dual-tree Contourlet transform domain

JIN Wei, YU Jian-ding, FU Ran-di, YANG Gao-bo

(Faculty of Information Science & Technology, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: In order to improve the quality of Magnetic Resonance (MR) images, a denoising algorithm for a MR image using Dual-Tree Contourlet (DT-Contourlet) transform is proposed. The distribution model of noise of the MR image is investigated, and a method to estimate the noise parameters of the squared magnitude MR image is derived based on the assumption that such noise obeys Rician distribution. Then, the pyramidal dual-tree directional filter bank of DT-Contourlet is analyzed to show that DT-Contourlet maintains the flexibility direction selectivity of the Contourlet transform, and overcomes the shortcomings of the Contourlet in lack of shift invariance. After that, the locally adaptive window is used to compute the shrinkage factor to shrink the DT-Contourlet coefficients of the squared magnitude MR image in the DT-Contourlet domain by calculating the Variance Homogeneity Measurement (VHM). Finally, the denoising algorithm to MR image is implemented via the inverse DT-Contourlet transform. Experimental results show that the Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) of simulated MR images by proposed algorithm is superior to that by traditional algorithms. With different noise

收稿日期:2009-08-30;修订日期:2009-09-30.

基金项目:浙江省自然科学基金资助项目(No. Y1080778);国家教育部科学技术研究重点项目(No. 209155);宁波市自然科学基金资助项目(No. 2008A610012)

variances, the PSNR of new algorithm is high 2.13 dB and 0.91 dB than those of wavelet-based and contourlet-based algorithms averagely. For visual quality, the proposed algorithm can reduce the noise in MR images effectively and retain more details simultaneously.

Key words: Magnetic Resonance(MR) image; DT-Contourlet transform; estimation of noise parameters image denoising

1 引言

在磁共振(Magnetic Resonance, MR)成像的实际应用中,有限的成像时间迫使人们必须在图像的信噪比与分辨率之间进行折衷^[1]。高分辨率MR图像或快速MR成像序列往往呈现出较大的噪声干扰,它们的存在会掩盖图像灰度级之间本来的差别,增加对图像细节分析和识别的困难,制约MR成像在临床中的定量应用,消除或降低MR图像的噪声是医学成像领域中一个重要的研究课题。一般来说,MR图像的降噪方法可分为两类^[2-3]:一类是直接在MR原始信号K空间实施的复数域降噪方法,另一类是以MR模图像为对象的降噪方法。第一类方法容易引起相位畸变,且K空间原始数据不易获得;第二类方法往往把MR模图像中的噪声看成是信号无关的高斯噪声,这与实际MR模图像噪声的Rician分布特性不相吻合。Norwak根据Rician分布的特性,指出MR模平方图像中信号和噪声的相关性在小波变换域表现较弱,从而提出一种基于小波变换的MR模平方图像降噪方法,取得了优于前两类方法的效果^[3]。然而,Norwak方法的局限性也较明显,其对噪声参数的估计不够准确,而且小波变换核为各向同性,不能充分利用MR图像本身特有的几何特征,降噪后会造较多的细节损失。轮廓波(Contourlet)变换可以对图像进行多尺度,多方向的描述,引起了国内外学者的广泛关注^[4-6],其对图像细节信息的稀疏表示能力有望提高MR图像的降噪效果;然而,Contourlet由最大抽取的塔型方向滤波器组(Pyramidal Directional Filter Bank,PDFB)构造,其对方向子带的下抽样造成变换缺乏移不变性,致使降噪后的图像中往往出现伪Gibbs伪影^[7];非抽样轮廓波(Nonsampled Contourlet, NS-Contourlet)摒弃了Contourlet中的下抽样,虽使变换具有了移不变性,但冗余率很高,计算效率低^[8]。双树轮廓

波(Dual Tree Contourlet,DT-Contourlet)借鉴了双树复小波的先进思想,通过构造满足Hilbert变换关系的初始树与对偶树DFB,使变换不仅保持了Contourlet灵活的方向选择性,同时克服了Contourlet不具有移不变性的缺点,而且能保持较低的变换冗余^[9]。本文分析了MR图像的噪声分布模型,通过对MR模平方图像中的信号无关和信号相关噪声分别进行估计,提出了一种基于DT-Contourlet变换的MR图像降噪新算法,实现了“去噪”和“保留信号”之间的平衡。实验结果表明,该算法不仅能有效抑制MR图像的噪声,同时还保留了图像的重要特征。

2 MR图像的噪声模型

MR图像通过在频域采集相互正交的两部分K空间数据(可分别看成复数的实部和虚部)生成^[3],通常实部和虚部所携带的噪声相互独立,且都为具有相同方差的0均值高斯加性白噪声,其模型为:

$$Y_{\text{noise}} = (Y_r + N_r) + i(Y_i + N_i), \quad (1)$$

对 Y_{noise} 进行逆Fourier变换,然后将得到的空域数据求模,就重构出MR图像。由于Fourier变换的正交性,逆变换后所得信号的实部和虚部仍然是真实信号和高斯噪声的简单叠加,即:

$$y_{\text{noise}} = (y_r + n_r) + i(y_i + n_i), \quad (2)$$

对 y_{noise} 求模,就得到所观测的MR图像:

$$A_{\text{noise}} = [(y_r + n_r)^2 + i(y_i + n_i)^2]^{1/2}, \quad (3)$$

从式(3)可以看出,MR图像 A_{noise} 中的噪声已经不是加性高斯白噪声了,一般认为这种噪声服从莱斯分布(Rician),其在高信噪比的情况下近似为高斯分布,在低信噪比的情况下,近似为瑞利分布。

2.1 MR模平方图像的噪声模型

为了便于研究MR图像所含的噪声,我们将上式两边进行平方,得到MR模平方图像:

$$A_{\text{noise}}^2 = (y_r + n_r)^2 + i(y_i + n_i)^2 = y_r^2 + y_i^2 + 2y_r n_r + 2y_i n_i + n_r^2 + n_i^2, \quad (4)$$

从式(4)可知,模平方图像中的噪声,由信号无关噪声 $n_r^2 + n_i^2$ 与信号相关噪声 $2y_r n_r + 2y_i n_i$ 两部分组成,我们用 A_{image}^2 表示无噪声的 MR 模平方图像, n^2 和 n_{cor} 分别表示信号无关噪声与信号相关噪声,则上式可写成:

$$A_{\text{noise}}^2 = A_{\text{image}}^2 + n^2 + n_{\text{cor}}, \quad (5)$$

因此,降噪的目标就是从 A_{noise}^2 中去除 n^2 和 n_{cor} , 估计出 A_{image}^2 。

2.2 MR 模平方图像中的噪声参数估计

由于信号无关噪声 n^2 是两个互相独立的 0 均值高斯白噪声的平方和,且它们的方差相同(设为 σ_n^2),则根据文献[3], n^2 服从非中心卡方分布(Noncentral Chi Square Distribution),它的均值和方差分别为:

$$M_{n^2} = 2\sigma_n^2; \sigma_{n^2}^2 = 4\sigma_n^4, \quad (6)$$

因此,可以在 MR 模平方图像中求出属于背景部分的平均值作为上式中的 M_{n^2} (由于 n^2 是与信号无关的,因此背景部分反映了 n^2 的分布),结合式(6)可得:

$$\sigma_n^2 = M_{n^2} / 2, \quad (7)$$

$$\sigma_{n^2}^2 = 4\sigma_n^4 = M_{n^2}^2, \quad (8)$$

对于信号相关噪声 $n_{\text{cor}} = 2y_r n_r + 2y_i n_i$, 由于 n_r 和 n_i 均服从方差为 σ_n^2 零均值高斯分布,而 y_r 和 y_i 反映了无噪声 MR 图像的对应点像素值,因此 n_{cor} 的标准差可近似为:

$$\sigma_{\text{cor}} = 2A_{\text{image}}\sigma_n, \quad (9)$$

其中 σ_n 可根据式(7)估计,而 A_{image} 为无噪声 MR 图像的对应点像素值,是未知的,为简化计算,本文用原始 MR 图像的 3×3 中值滤波结果代替。

3 基于 DT-Contourlet 的 MR 图像降噪

3.1 DT-Contourlet 变换

DT-Contourlet 由迭代结构的多尺度滤波器组(Filter Bank, FB)及每一尺度的双树方向滤波器组(Dual-Tree Directional Filter Bank, DT-DFB)构成,图 1 给出了 DT-Contourlet 变换的分解示意图(重构过程与分解过程完全对称)。

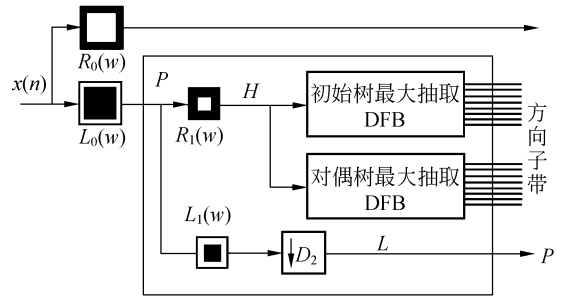


图 1 DT-Contourlet 变换的分解示意图

Fig. 1 Diagram of DT-Contourlet transform (Only the analysis part)

从示意图可以看到,DT-Contourlet 每一尺度的方向滤波都由初始 DFB(Primal DFB)和对偶 DFB(Dual DFB)实现,其中 Primal DFB 与 Dual DFB 都通过二叉树结构的双通道扇形滤波器组构建。这些扇形滤波器组被设计成满足特定的相位关系,使得 Primal DFB 与 Dual DFB 的等效滤波器互成 Hilbert 变换对,即:

$$\Psi_p(\omega) = \begin{cases} -i\Psi_d(\omega), & \omega \in [0, \pi]^2 \\ i\Psi_d(\omega), & \omega \in [-\pi, 0]^2 \end{cases}, \quad (10)$$

式中, $\Psi_p(\omega)$ 和 $\Psi_d(\omega)$ 分别表示 Primal DFB 与 Dual DFB 等效滤波器的 Fourier 变换。Selesnick 等人证明^[10-11],如果双树滤波器满足(10)式关系,则由此双树滤波器所构成的最大抽取滤波器组中,对偶树正好采样到初始树中因下抽取所丢掉的采样值,两树之间就会呈现较好的对称性,使得信号通过此滤波器组后的总能量对于信号平移能够保持不变,从而可显著改善最大抽取滤波器组的平移敏感性和方向选择性。文献[9]通过理论分析指出,如果将信号在 $\omega_i = \pm\pi$ 附近的高频成份通过低通滤波器 $L_0(\omega)$ 滤除,同时多尺度滤波中低通滤波器的通带区域限于 $[-\pi/2, \pi/2]^2$, 则每一尺度的双树滤波器所生成的方向子带都接近平移不变。根据图 1,输入图像在进入第一层分解前,先通过 $L_0(\omega)$ 滤除 $\pm\pi$ 附近的高频成份,然后经由模块 P 实现一层 DT-Contourlet 分解;模块 P 中,高频部分通过双树 DFB 生成方向子带,低频成份由抽取矩阵 $D_2 = 2I$ 下抽样后馈入下一层的模块 P,实现多尺度、多方向分解。

3.2 DT-Contourlet 系数的阈值萎缩降噪

可以看出,DT-Contourlet 通过满足 Hilbert 变换关系的双树 DFB,克服了原始 Contourlet 不

具有移不变性的缺点;如果将 DT-Contourlet 变换的双树 DFB 输出分别看成是实部和虚部,则 MR 模平方图像通过 DT-Contourlet 变换分解为: $\{a_L(i, j), c_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j), c_{l, \text{image}}^{(d)}(i, j)\}$, 其中 L 为最大分解尺度, $a_L(i, j)$ 为逼近子图的系数, $c_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j)$ 与 $c_{l, \text{image}}^{(d)}(i, j)$ 表示 l 尺度 d 方向子带系数的实部和虚部。由于信号无关噪声 n^2 的均值不为 0, 因此我们沿袭文献[3]的做法, 将逼近子图系数 $a_L(i, j)$ 减去一个常数 $C=2^l M_n^2$, 以消除背景噪声。对于各方向子带, 我们根据上节所估计的噪声参数, 对 MR 模平方图像 DT-Contourlet 系数的实部和虚部分别进行阈值萎缩, 实现降噪处理, 即从被噪声污染的系数 $c_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j)$ 和 $c_{l, \text{image}}^{(d)}(i, j)$ 中恢复出降噪后的系数 $x_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j)$ 和 $x_{l, \text{image}}^{(d)}(i, j)$, 然后通过 DT-Contourlet 反变换, 恢复出无噪声的 MR 模平方图像 A_{image}^2 。下面以系数的实部为例详述, 对虚部的处理完全类似。

本文采用阈值萎缩的方法来对 DT-Contourlet 系数进行降噪。设系数 $c_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j)$ 的萎缩因子为 $\xi(i, j)$, 则 $x_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j)$ 可通过下式来估计:

$$x_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j) = \xi(i, j) \times c_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j), \quad (11)$$

上式的去噪性能取决于萎缩因子 $\xi(i, j)$ 的估计精度。我们参考 Chen 提出的高性能、低计算复杂度的小波域萎缩因子估计方法^[12], 对每一个系数 $c_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j)$, 其相应的萎缩因子 $\xi(i, j)$ 通过一个以 $c_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j)$ 为中心的邻域 $B(i, j)$ 来计算。令

$$D(i, j) = \sum_{(p, q) \in B(i, j)} \{c_{l, \text{real}}^{(d)}(p, q)\}^2, \quad (12)$$

则:

$$\xi(i, j) = \Phi((1 - \eta^2 / D(i, j))), \quad (13)$$

式中, $\eta = \sqrt{2\sigma^2 \log N}$, 其中 σ^2 根据 2.2 节所估计的噪声参数计算, 即:

$$\sigma^2 = \sigma_n^2 + \sigma_{\text{cor}}^2, \quad (14)$$

N 为子带内系数的个数; 符号函数 $\Phi(X)$ 定义如下:

$$\begin{cases} \Phi(X) = X, X \geq 0 \\ \Phi(X) = 0, X < 0 \end{cases}, \quad (15)$$

可以看出, 该方法是经典软阈值方法的一种改进, 但是邻域窗口的大小会影响降噪的效果, 窗口愈大, 萎缩因子就会愈大。如果窗口过大的话, 不但对于保持图像细节信息毫无意义, 而且由于萎缩因子过大, 会将许多噪声系数当作信号保留下来, 从而造成重建图像的质量下降; 另一方面,

如果窗口过小, 将可能存在对系数的“过扼杀”问题, 破坏图像的细节信息, 鉴于此, 本文提出一种自适应的邻域窗口确定方法。

本文采用区域剖分的方法来确定邻域窗口。选取一个以 $c_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j)$ 为中心的大邻域 $W(i, j)$, 然后将 $W(i, j)$ 划分成 Q 个互不相交的子区域: $r_0[i, j], \dots, r_{Q-1}[i, j]$, 这里 $r_m[i, j] \cap r_n[i, j] = \varnothing$ ($m \neq n$), 并且 $\cup r_m[i, j] = W(i, j)$ ($m = 0, \dots, Q-1$), 其中 $r_0[i, j]$ 包含中心系数 $c_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j)$ 。自适应的邻域窗口通过计算方差一致性测度 (Variance Homogeneous Measurement, VHM) 确定。对每一个子区域 $r_m[i, j]$, 其 VHM 定义如下:

$$\text{VHM}_m(i, j) = \frac{|\sigma_m^2 - \sigma_0^2|}{\sigma_0^2}, \quad (16)$$

其中, σ_m^2 为区域 $r_m[i, j]$ 的局部方差。由于在一个小区域内, DT-Contourlet 系数的局部均值很小, 因此, σ_m^2 可用下式近似:

$$\sigma_m^2(i, j) = \frac{1}{M} \sum_{(k, p) \in r_m[i, j]} (c_{l, \text{real}}^{(d)}(k, p))^2, \quad (17)$$

其中 M 是区域 $r_m[i, j]$ 中的系数个数。可以看出, VHM 用来衡量子区域 $r_m[i, j]$ 与 $r_0[i, j]$ 是否一致, 如果一致, 则将 $r_m[i, j]$ 与 $r_0[i, j]$ 合并, 组成计算阈值萎缩因子的邻域 $B(i, j)$ 。 $B(i, j)$ 由下列方法确定:

$$B(i, j) = r_0[i, j]$$

For $m=1$ to $Q-1$

$$\text{IF } \text{VHM}_m[i, j] < t_l$$

$$B(i, j) = B(i, j) \cup r_m[i, j]$$

End

Next

其中 t_l 是一个和尺度相关的阈值, 定义为:

$$t_l = \beta / 2^{(L-1)}, l = 1, \dots, L, \quad (18)$$

l 为分解尺度, $l=L$ 时表示最粗糙尺度, β 为一个常数, 在实验中, 我们发现 $\beta=0.8$ 时能得到较好的效果。从上面的分析可以看出, 分解尺度越大, 邻域窗口较大, 从而萎缩因子也较大, 这同在大尺度下应尽可能地保持系数这一要求一致, 可以解决简单阈值处理对系数的“过扼杀”问题。

3.3 MR 图像降噪步骤

综上所述, 本文 MR 图像降噪算法的步骤如下:

Step 1: 根据观测图像 (MR 模图像), 求出模平方图像, 选择背景区域, 统计平均值 M_n^2 ; 按式

(7)、(8)计算 σ_n^2 和 σ_n^2 ;

Step 2:对原始 MR 模图像进行 3×3 中值滤波,作为 A_{image} 的近似,按式(9)计算 σ_{cor} ;

Step 3:DT-Contourlet 分解。选定一个分解层次 L ,将 MR 模平方图像进行 DT-Contourlet 分解,每层分解的方向数按分解尺度每精细一级,方向数加倍的原则确定,以满足各向异性尺度关系;对分解系数的实部和虚部分别执行 Step 4 到 Step 6;

Step 4:对每一个方向子带的 DT-Contourlet 系数,确定局部自适应窗口 $B(i, j)$;

Step 5:根据式(13)计算萎缩因子 $\xi(i, j)$,其中噪声方差 σ^2 按(14)式计算;

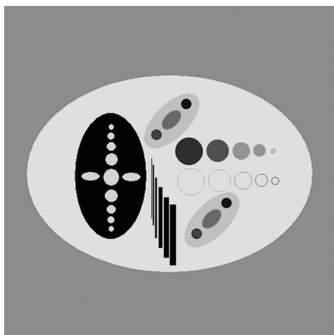
Step 6:对每一方向子带的 DT-Contourlet 系数,按式(11)进行萎缩;将逼近子图系数 $a_L(i, j)$ 减去一个常数 $C=2^L M_n^2$;

Step 7:对处理后的 DT-Contourlet 系数实施逆变换,得到降噪后的 MR 模平方图像;

Step 8:开平方处理,得到降噪后的 MR 图像。

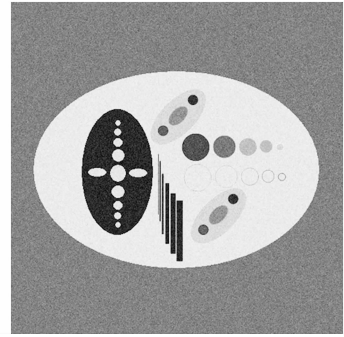
4 实验结果与分析

为了评价本文所提算法的性能,我们用仿真图像以及实际 MR 图像进行降噪实验,并与基于小波和轮廓波的阈值去噪法做了对比。实验首先在仿真图像上进行,考虑到实际 MR 成像中,不同组织器官及其边界往往体现为面状和线状图形元素,因此设计图 2(a)所示的仿真图像。为了模拟 MR 图像中的噪声,将模拟图进行 Fourier 变换,得到由实部和虚部组成的复数数据,然后分别在实部和虚部加上互相独立、方差相同的零均值



(a) 原始图像

(a) Original image



(b) 加噪图像

(b) Noised image

图 2 MR 成像仿真图像

Fig. 2 Simulated MR images

高斯噪声,再进行逆 Fourier 变换后求模,得到加噪后的仿真图像,图 2(b)为 $\sigma_n=30$ 时的加噪 MR 图像;表 1 列出了在不同噪声强度下三种降噪方法的 PSNR 对比。

表 1 仿真图像不同方法降噪后的 PSNR 比较

Tab. 1 Comparison of PSNRs with different denoising methods for simulated images (dB)

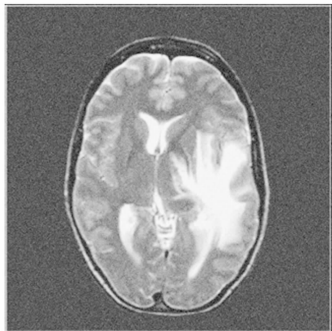
噪声强度 σ_n	小波降噪	轮廓波降噪	本文方法
20	28.12	29.33	30.49
30	26.69	27.41	28.40
40	25.58	26.98	27.33
50	24.57	26.14	27.27

可以看出,与小波域方法相比,经过轮廓波域方法及本文方法处理后,图像的 PSNR 有了很大的提高,且随着噪声的增大优势愈加明显,这说明轮廓波及双树轮廓波所具有的多尺度几何分析能力有利于表达图像的线状和面状奇异;另一方面,本文方法对 MR 模平方图像中的信号无关和信号相关噪声分别进行估计,使得对噪声的估计更加准确,因此在不同噪声方差下,降噪后图像的 PSNR 均高于小波及轮廓波方法的降噪结果,经计算可知平均提高了 2.13 dB 和 0.91 dB。

图 3(a)是人脑 MR T2 加权像,由于受到 Rician 噪声的污染,降低了图像的分辨率,影响了医生对图像的判读。图 3(b)、3(c)、3(d)分别为小波硬阈值、轮廓波简单阈值及本文算法的降噪效果。

从上图可看到,传统基于 Wavelet 和 Cont-

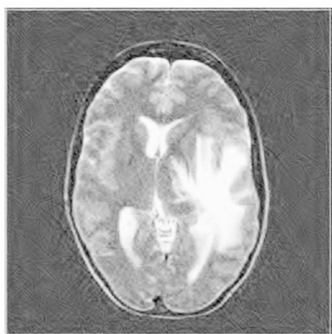
ourlet 的阈值去噪法用去除高斯噪声的方法对 MR 模图像处理,导致噪声去除不彻底,图像细节也有被模糊的迹象,而且由于 Wavelet 和 Contourlet 均缺乏移不变性,使得重构图像中均出现了较严重的伪 Gibbs 伪影(图 3b 中的“蚊状”干扰及图 3c 中的“发丝状”干扰);本文算法大大减轻了伪 Gibbs 现象,且降噪更彻底,视觉效果是最好的,这主要是由于本文所采用的 DT-Contourlet 变换通过塔型双树方向滤波器组,使变换具有了



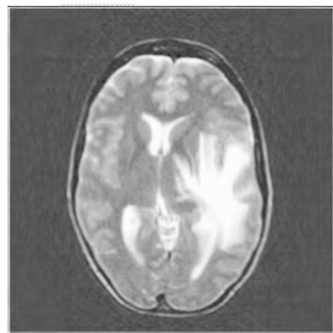
(a) 原始 MR 图像
(a)Original MR image



(b) 小波降噪
(b)Denoised image using wavelet



(c) 轮廓波降噪
(c)Denoised image using Contourlet



(d) 本文方法

(d)Denoised image using proposed method

图 3 不同方法降噪结果

Fig. 3 Results of different denoising methods

移不变性,同时保持了 Contourlet 灵活的方向选择性;另一方面,本文根据 MR 图像的 Rician 噪声模型,对 MR 模平方图像中的信号无关和信号相关噪声分别进行估计,使得对噪声的估计更加准确,同时在降噪处理中考虑了系数间的相互影响,而不再采用简单的阈值操作,这些都使本文算法的降噪效果有了一定的保障。同时,由于本文方法在降噪过程中并未涉及迭代及模型训练等复杂运算,其算法复杂度取决于 DT-Contourlet 变换本身,因此计算复杂度与基于小波及轮廓波变换的同类算法相当。

5 结 论

本文将具有灵活方向选择性及移不变性的 DT-Contourlet 变换引入 MR 图像降噪处理,提出了一种新的 MR 图像降噪算法。该算法从 MR 图像噪声分布模型出发,通过分别估计 MR 模平方图像中的信号无关噪声与信号相关噪声,研究了 MR 模平方图像的噪声参数估计方法。在 DT-Contourlet 域,通过计算方差一致性测度,用局部自适应窗口估计阈值萎缩因子,对 MR 模平方图像的变换系数进行阈值萎缩,实现了 MR 图像的降噪处理。针对 MR 仿真图像的实验结果表明,该算法的 PSNR 优于传统算法。在不同噪声方差下,其降噪后图像的 PSNR 平均比基于小波法及轮廓波的传统算法提高了 2.13 dB 和 0.91 dB。从视觉效果上看,本文算法的处理结果大大减轻了传统算法的伪 Gibbs 现象,且降噪更

彻底,处理后的图像更有利于在临床医学的诊断和治疗中发挥作用。下一步的工作主要是提高噪

声参数的估计精度及计算效率,使算法更具应用价值。

参考文献:

- [1] PIZURICA A, WINK A M, VANSTEENKISTE E, *et al.*. A review of wavelet denoising in MRI and ultrasound brain imaging[J]. *Current Medical Imaging Reviews*, 2006,2(2):247-260.
- [2] AELTERMAN J, GOOSSENS B, PIZURICA A, *et al.*. Removal of correlated rician noise in magnetic resonance imaging[C]. *Proceedings of the 16th European Signal Processing Conference (EUSIP-CO)*, Lausanne, Switzerland, 2008:25-29.
- [3] NOWAK R. Wavelet-based rician noise removal for magnetic resonance imaging[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1999,10(10):1408-1419.
- [4] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directinal multiresolution image representation[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2005,14(12):2091-2106.
- [5] 陈志刚,尹福昌.基于Contourlet变换的遥感图像增强算法[J]. *光学精密工程*, 2008,16(10):2030-2037.
- CHEN ZH G, YIN F CH. Enhancement of remote sensing image based on Contourlet transform[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008,16(10):2030-2037. (in Chinese).
- [6] 张麒,汪源源,王威琪,等.活动轮廓模型和Contourlet多分辨率分析分割血管内超声图像[J]. *光学精密工程*, 2008,16(11):2303-2311.
- ZHANG Q, W Y Y, WANG W Q, *et al.*. Intra-vascular ultrasound image segmentation based on active contour model and Contourlet multiresolution analysis[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008,16(11):

2303-2311. (in Chinese)

- [7] 冯鹏,魏彪,潘英俊,等.基于方向滤波器组的Contourlet变换频谱混叠特性研究[J]. *光电子激光*, 2008,19(12):1670-1674.
- FENG P, WEI B, PAN Y J, *et al.*. The research of frequency aliasing of Contourlet transform based on directional filter banks[J]. *Journal of Opt. Laser*, 2008,19(12):1670-1674. (in Chinese)
- [8] CUNHA A L, ZHOU J, DO M N. The nonsampled contourlet transform: theory, design, and applications[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2006,15(10):3089-3101.
- [9] NGUYEN T T, ORAINTARA S. The shiftable complex directional pyramid: theoretical aspects [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2008,56(10):4651-4659.
- [10] SELESNICK I W, BARANIUK R G, KINGSBURY N G. The dual-tree complex wavelet transform[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005,22(6):123-151.
- [11] 卢刚,闫敬文,寇业泉,等.由双树复数小波变换的父系数及邻域系数实现图像去噪[J]. *光学精密工程*, 2009,17(4):916-922.
- LU G, YAN J W, KOU Y Q, *et al.*. Dual-tree complex wavelet image denoising based on parental and neighboring coefficients[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009,17(4):916-922. (in Chinese)
- [12] CHEN G Y, BUI T D, KRZYSAK A. Image denoising using neighbouring wavelet coefficients[J]. *Integrated Computer-Aided Engineering*, 2005,12(1):99-107.

作者简介:



金 炜(1969—),男,浙江兰溪人,博士,副教授,硕士生导师,2006年于重庆大学获得博士学位,主要从事数字图像处理、多尺度几何分析、压缩传感、无损检测的研究。E-mail: xyjw1969@126.com



俞建定(1968—),男,浙江慈溪人,高级工程师,硕士生导师,1990年于宁波大学获得学士学位,主要从事数字图像处理、无损检测、自动控制、单片机应用的研究。E-mail: xxxy1968@126.com



符冉迪(1971—),男,浙江慈溪人,硕士,副教授,2001年于解放军信息工程大学获得硕士学位,主要从事数字图像处理、摄影测量与遥感技术的研究。E-mail: furandi@nbu.edu.cn



杨高波(1969—),男,浙江诸暨人,高级实验师,1991年于宁波大学获得学士学位,主要从事光学工程、数字图像处理、机器人视觉的研究。E-mail: yanggaobo@nbu.edu.cn

● 下期预告

IPMC 型柔顺手爪作动器的设计与性能测试

彭瀚旻,丁庆军,李华峰,赵淳生

(南京航空航天大学 精密驱动研究所,江苏 南京 210016)

为克服传统手爪机构传动链多,耗能大,结构复杂等缺点,设计并制作了一种应用电致动智能材料(IPMC)的柔顺手爪,它具有安静,柔顺,变形大,结构简单和能耗低等特点。运用 Pro/E 软件设计 IPMC 手爪的主体结构,并分析其运动过程,最终装配完成 IPMC 手爪;然后,运用激光位移传感器,精密电子秤和 Canon 相机对自行研制的 4 片 IPMC 驱动薄膜的末端位移,端部力和平均运动速度进行了测试,并通过 Labview 测试系统对其进行采样和分析。实验结果表明:IPMC 手爪驱动元件的角位移在 3 V 电压激励下超过了 180° (-3 V 电压下负向位移与 +3 V 电压正向位移之和);其末端位移大小为其自身(除固定部分外)总长;手爪驱动薄膜每片重量约为 0.5 mg,4 片可抓握质量为 16 mN 左右的物体。其性能满足结构简单,位移大和能耗低等要求。同时,由于 IPMC 自身的柔顺特性,在抓取物体时它会贴附在其表面,而不破坏其表面精度。因此,这种手爪适用于抓取表面粗糙度要求高的物体。