



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2016
01
VOL.21

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



医学图像处理 P69

中国图象图形学报

刊名题字：宋健 | 月刊（1996年创刊）



第21卷第1期（总第237期）
2016年1月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文
编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会
邮政信箱 北京9718信箱
邮 编 100101
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-64807995
网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

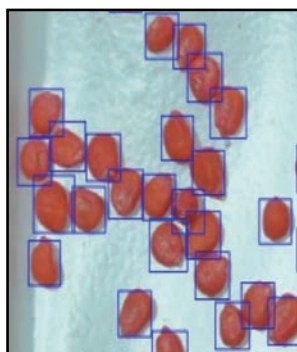
Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



多尺度特征融合与极限学习机的玉米种子检测
(第0024页)



深度卷积神经网络的显著性检测(第0053页)



双树复小波域的MRI图像去噪(第0104页)

图像处理和编码

空时形状预测与高效编码

朱仲杰, 王玉儿, 蒋刚毅..... 1

第二小方向导数信息熵的兴趣点检测

卢健, 黄杰, 潘峰..... 8

采用面积采样的反走样字符旋转算法

郑凯文, 刘文波..... 17

图像分析和识别

多尺度特征融合与极限学习机的玉米种子检测

柯道, 杜明智..... 24

图像理解和计算机视觉

结合NSCT和压缩感知的红外与可见光图像融合

陈木生..... 39

Plücker直线描述的空间后方交会

盛庆红, 陈姝文, 肖晖, 张斌, 王青, 费利佳..... 45

深度卷积神经网络的显著性检测

李岳云, 许悦雷, 马时平, 史鹤欢..... 53

计算机图形学

以优先点为中心的Delaunay三角网生长算法

尤磊, 唐守正, 宋新宇..... 60

医学图像处理

快速数字影像重建的2维/3维医学图像配准

刘坤, 吕晓琪, 谷宇, 于荷峰, 任国印, 张明..... 69

小波-Lagrange方法进行医学图像层间插值

武士想, 尚鹏, 王立功..... 78

遥感图像处理

多主体框架下结合最大期望值和遗传算法的SAR图像分割

张金静, 李玉, 赵泉华..... 86

第十届图像图形技术与应用学术会议

视差互信息引导下的立体航空影像与LiDAR点云自动配准

吴军, 胡彦君, 饶云, 彭智勇..... 95

双树复小波域的MRI图像去噪

黄学优, 张长江..... 104

快速定位图像尺度和区域的3维跟踪算法

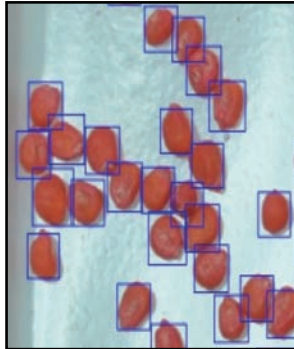
赵奇可, 孙延奎..... 114

局部不变特征点的精度指标

滕日, 周进, 蒋平, 崔雄文..... 122

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Detection of maize seeds based on multi-scale feature fusion and extreme learning machine(P0024)



Saliency detection based on deep convolutional neural network(P0053)



MRI denoising based on dual-tree complex wavelet transform(P0104)

Image Processing and Coding

- Spatio-temporal shape prediction and efficient coding
Zhu Zhongjie, Wang Yuer, Jiang Gangyi 1
- Interest point detection by using information entropy of the second small direction derivative
Lu Jian, Huang Jie, Pan Feng 8
- Anti-aliasing algorithm for character rotation based on area sampling
Zheng Kaiwen, Liu Wenbo 17

Image Analysis and Recognition

- Detection of maize seeds based on multi-scale feature fusion and extreme learning machine
Ke Xiao, Du Mingzhi 24

Image Understanding and Computer Vision

- Image fusion of visual and infrared image based on NSCT and compressed sensing
Chen Musheng 39
- Space resection method based on Plücker line
Sheng Qinghong, Chen Shuwen, Xiao Hui, Zhang Bin, Wang Qing, Fei Lijiao 45
- Saliency detection based on deep convolutional neural network
Li Yueyun, Xu Yuelei, Ma Shiping, Shi Hehuan 53

Computer Graphics

- Growth algorithm centered on priority point for constructing the Delaunay triangulation
You Lei, Tang Shouzheng, Song Xinyu 60

Medical Image Processing

- The 2D/3D medical image registration algorithm based on rapid digital image reconstruction
Liu Kun, Lyu Xiaoqi, Gu Yu, Yu Hefeng, Ren Guoyin, Zhang Ming 69
- Inter-slice interpolation for medical images by using the wavelet-lagrange method
Wu Shixiang, Shang Peng, Wang Ligong 78

Remote Sensing Image Processing

- Combining the expectation maximization and genetic algorithms for SAR image segmentation within a MAS framework
Zhang Jinjing, Li Yu, Zhao Quanhua 86

Column of IGIA' 2015

- Automatic registration of aerial stereo imagery to LiDAR data through iterative parallax mutual information computation
Wu Jun, Hu Yanjun, Rao Yun, Peng Zhiyong 95
- MRI denoising based on dual-tree complex wavelet transform
Huang Xueyou, Zhang Changjiang 104
- Three dimensional tracking with fast locating of image scale and area
Zhao Qike, Sun Yankui 114
- Extraction precision of local invariant feature points
Teng Ri, Zhou Jin, Jiang Ping, Cui Xiongwen 122

中图法分类号: P237 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2016)01-0104-10

论文引用格式: Huang X Y, Zhang C J. MRI denoising based on dual-tree complex wavelet transform[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(1): 0104-0113. [黄学优, 张长江. 双树复小波域的 MRI 图像去噪[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(1): 0104-0113.] [DOI: 10.11834/jig.20160113]

双树复小波域的 MRI 图像去噪

黄学优, 张长江

浙江师范大学数理与信息工程学院, 金华 321004

摘要: 目的 噪声会降低磁共振图像(MRI)的质量,影响视觉效果和计算机辅助诊断,针对 MRI 噪声的莱斯(Rician)分布特性,设计一种有效的 MRI 去噪算法。**方法** 在双树复小波(DT-CWT)域结合双边滤波器(BF)和基于 Stein 无偏误差估计的邻域收缩法(NeighShrinkSURE)、二变量收缩法(BivariateShrink)设计一种有效的磁共振图像 MRI 去噪算法。所设计的算法充分考虑了 MRI 的噪声分布特性以及小波系数的层间和层内相关性,其性能优劣主要取决于平方 MRI 的双树复小波系数的噪声标准差估计的准确程度,其次和双边滤波器的参数以及两种收缩方法的占比有关。为了使各算法的协同发挥最好的性能,以均方误差(MSE)、峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)作为图像质量评价指标,修正 DT-CWT 系数的噪声标准差,确定最佳双边滤波参数以及两种收缩方法的占比。在双树复小波域结合 3 种方法设计了一种有效的 MRI 去噪算法。**结果** 与现有几种算法进行图像去噪比较实验。在视觉效果、去噪指标 PSNR 和 SSIM 以及耗时方面,本文算法综合性能优于现有的几种 MRI 去噪算法,PSNR 提高了约 0.5~1 dB,SSIM 提高了约 5%~10%。**结论** 双树复小波域的去噪优于基本小波去噪,利用层内和层间相关性的去噪算法很好去除了噪声,双边滤波器的使用增强了低频部分的图像,使得本文算法在 MRI 莱斯噪声的去除上获得了较好的表现,在去噪的同时能够保留边缘和细节信息。

关键词: MRI 去噪;双树复小波;邻域收缩;二变量收缩;双边滤波

MRI denoising based on dual-tree complex wavelet transform

Huang Xueyou, Zhang Changjiang

College of Mathematics, Physics and Information Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004, China

Abstract: **Objective** Noise in magnetic resonance images (MRI) lowers its quality, affect the visual effect and computer aided diagnosis. This paper designs an effective MRI denoising algorithm aim to remove Rician noise in MRI. **Method** In the complex wavelet domain through dual-tree complex wavelet transform (DT-CWT), combined with Bilateral Filter (BF) and NeighShrink based on Stein's unbiased risk estimation (NeighShrinkSURE)、BivariateShrink, this paper designs an effective MRI denoising algorithm which fully consider the noise distribution characteristic in MRI and wavelet coefficient's inter and intra-scale dependencies. The performance of this method mainly depends on the estimation precision of the noise

收稿日期:2015-05-06;修回日期:2015-08-03

基金项目:国家自然科学基金项目(41575046, 61572023);浙江省自然科学基金项目(LY14F010008);浙江省大学生科技创新活动计划(2015R404052);浙江省计算机科学与技术重中之重开放基金项目(ZC323014101)。

第一作者简介:黄学优(1990—),男,浙江师范大学物理电子学专业在读硕士研究生,主要研究方向为医学图像处理。E-mail: huangxy-da@sina.com

通信作者:张长江,教授,E-mail: zcj74922@zjnu.cn

Supported by: National Natural Science Foundation of China (41575046, 61572023); Natural Science Foundation of Zhejiang Province, China (LY14F010008)

standard deviation in the coefficients of square MRI after DT-CWT transform, then relate to the parameters of BF and two shrink methods' weight factors. In order to make the cooperative method show the best performance, this paper takes mean square error (MSE)、peak signal-to-noise ratio (PSNR)、structural similarity index (SSIM) as the image quality evaluation indexes to correct traditional noise standard deviation estimation method, determine the parameters in BF and the weight factor between two shrink methods. This paper designs an effective algorithm that combines three methods in the dual tree complex wavelet domain. **Result** The experimental results of image denoising show that in the aspect of visual quality, indicators PSNR and SSIM and elapsed time, the proposed method's comprehensive performance is superior to several traditional MRI denoising algorithms, the PSNR ratio has improved by approximately 0.5~1 dB, the SSIM ratio has improved approximately 5%~10%. **Conclusion** Denoising through DT-CWT transform is superior to the basic wavelet transform, the filtering accounts for inter-scale dependency and neighboring similarities, the use of bilateral filter enhances the low frequency part of image, aiming at removing Rician noise in MRI, the proposed algorithm has better noise reduction while preserve image's margin and detail.

Key words: MRI denoising; DT-CWT; neighShrink; bivariate shrink; bilateral filter

0 引言

磁共振成像(MRI)是一项基本的医学成像技术,磁共振图像在获取过程中由于硬件电路和人体的因素会引入噪声,噪声降低了MRI的质量,使得一些组织的边界变得模糊,细微结构难以辨别,增加了对图像细节的识别分析和处理的难度,影响医学诊断。因此,MRI去噪是一个必不可少的步骤。

常用的MRI获取方法是对频率域(k域)内感兴趣的目标进行采样,然后对频率域数据进行离散傅里叶反变换,得到包含实部和虚部的复数图像数据,再转换为幅值数据,在实部和虚部引入的加性高斯白噪声,转化为幅值图像后,呈现莱斯(Rician)分布。当信噪比较高时,莱斯分布倾向于高斯分布,当信噪比低时,倾向于瑞利分布^[1],因此针对低信噪比的MRI,用传统的去除高斯噪声的方法进行噪声估计和去噪会产生较大的偏差。

目前,MRI去噪中一个重要问题是保留有用的边缘、细节信息,通常有3种方式,一是在幅值域针对莱斯分布的模型去噪^[2],二是在幅值的平方域去噪^[3-4],也有对3维的MRI进行去噪的^[5]。Nowak^[3]提出,平方使得噪声图像产生了一个与信号无关的、加性的偏置,经小波变换后该偏置在尺度系数中保留,直接减去偏置即可提升去噪效果,而且平方幅值图像服从两个自由度的非中心卡方分布。Nowak将平方图像的尺度系数去除偏置,对高频小波系数用卡方分布的性质计算信号方差,再应用类似维纳滤波的逐点比例收缩方法,得到优于传统小波收缩的

去噪效果。去偏置的步骤被陆续应用到一些MRI去噪方法中,诸如无偏非局部均值法(UNLM)^[4]、卡方估计方法(CURE)^[6]等。

MRI按照具体的去噪方式划分,大体可以分为滤波、统计方法和变换域处理方法,每个大类又衍生出许多分支。滤波方法中具有代表性的是Manjon等人^[4]提出UNLM算法,该方法利用了图像冗余信息的相似性,不会产生伪轮廓或其他失真,但计算量大,速度慢;统计方法中,Aja-Fernández等人^[7]针对Rician分布的特性用图像局部采样的统计信息如局部方差、局部均值、局部平均平方值套用线性最小平均平方误差估计公式来估计无噪信号,提出了线性最小平均平方误差(LMMSE)去噪,速度快,但是固定的窗口不能考虑局部的细节变化,在边缘部分会引入失真,影响整体视觉效果,Golshan等人^[5]优化了LMMSE算法,提出了考虑局部特征的采样窗口选择策略。在变换域处理中,常用的变换有基本小波变换、多尺度几何分析,早期的小波阈值去噪容易损伤细小的特征信息,Pizurica等人^[8]提出了贝叶斯小波阈值算法,应用在非抽取小波(UWT)变换中,Song等人^[9]结合小波软阈值方法和比例收缩方法各自的优点,利用图像的梯度信息确定不同区域的两种方法的权重,开发了改进算法,得到比两种方法更好的去噪效果。Anand等人^[1]在Nowak的基础上,将平方幅值图像经UWT变换后,高低频分别采用NeighShrinkSURE^[10]和双边滤波器^[11]进行去噪,对高频系数的处理不再是逐点处理,而是考虑了像素的邻域。在低频系数中,含有大部分的图像能量,信噪比高,而双边滤波器良好的保持边缘的能力,可

以去模糊,该方法较好地滤除了噪声。Luisier 等人^[6]针对平方 MRI 的非中心卡方分布模型,推导出针对卡方分布的均方误差的无偏估计表达式(CURE),利用该表达式可以根据噪声图像和去噪函数直接确定最佳的线性阈值扩展方法(LET)参数,兼顾了速度和去噪效果,但卡方分布的特殊性质使其只能在哈尔(haar)小波变换下应用。目前基于小波域的 MRI 去噪方法多是基于传统的离散正交小波变换或者离散平稳小波变换进行的,上述小波变换一般来说高频的方向只有 3 个,不利于描述那些具有较为复杂细节和纹理的图像。与上述各类 MRI 去噪方法不同,本文采用双树复小波变换,精确估计平方图像的小波系数的噪声标准差,在高低频分别设计不同的去噪方法处理小波系数,由于双树复小波具有平移不变和完全重构的特性,在方向性上有了更丰富的表达,弥补传统小波变换的不足,在有效滤除噪声的同时较好地保持图像的细节信息。

1 MRI 的噪声特征

MRI 原始无噪幅值图像 A 可以用图像数据实部 R 和虚部 I 的平方和的算术平方根来表示,即

$$A = \sqrt{R^2 + I^2} \quad (1)$$

那么含有噪声的图像 M 表示为

$$M = \sqrt{(R + n_{re})^2 + (I + n_{im})^2} \quad (2)$$

式中, n_{re} 、 n_{im} 是零均值、不相关的高斯随机变量的实部、虚部,均值为 0,标准差 σ , $n_{re} \sim N(0, \sigma^2)$ 、 $n_{im} \sim N(0, \sigma^2)$ 。

幅值图像 M 的概率密度函数(PDF)服从莱斯

(Rician)分布的特性,可以表示为

$$p(M|A, \sigma) = \frac{M}{\sigma^2} e^{-\frac{M^2 + A^2}{2\sigma^2}} I_0\left(\frac{AM}{\sigma^2}\right) u(M) \quad (3)$$

式中, $I_0(\cdot)$ 是第 1 类修正的贝塞尔方程, $u(\cdot)$ 是单位阶跃函数。把 A/σ 定义为 Rician 噪声的信噪比,当信噪比趋于 ∞ , Rician 分布近似于高斯分布

$$p(M|\sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} e^{-\frac{(M - \sqrt{A^2 + \sigma^2})^2}{2\sigma^2}} u(M) \quad (4)$$

当信噪比趋于 0 时, Rician 分布近似于瑞利分布

$$p(M|\sigma) = \frac{M}{\sigma^2} e^{-\frac{M^2}{2\sigma^2}} u(M) \quad (5)$$

从图 1 的直方图分布可以看出,在 MRI 的无信号区域,直方图呈现瑞利分布,而在信号区域,直方图近似高斯分布。MRI 的噪声分布是与信号相关的,直接去噪很困难。Nowak^[3]提出了图像的平方域去噪,认为平方使得图像产生了一个加性的、与信号无关的偏置。

$$\begin{aligned} M^2 &= (R + n_{re})^2 + (I + n_{im})^2 = \\ &= (R + \sigma n_1)^2 + (I + \sigma n_2)^2 = \\ &= \sigma^2 [(R/\sigma + n_1)^2 + (I/\sigma + n_2)^2] = \\ &= \sigma^2 [(A \cos(\theta)/\sigma + n_1)^2 + (A \sin(\theta)/\sigma + n_2)^2] \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $n_1 \sim N(0, 1)$, $n_2 \sim N(0, 1)$, 从式(6)可以看出,幅值的平方图像服从两个自由度的非中心卡方分布,非中心的参数为 A^2/σ^2 ,利用非中心卡方分布的性质^[3],可得平方图像的期望和方差

$$E(M^2) = E(A^2) + 2\sigma^2 \quad (7)$$

$$\text{Var}(M^2) = 4\sigma^2(A^2 + \sigma^2) \quad (8)$$

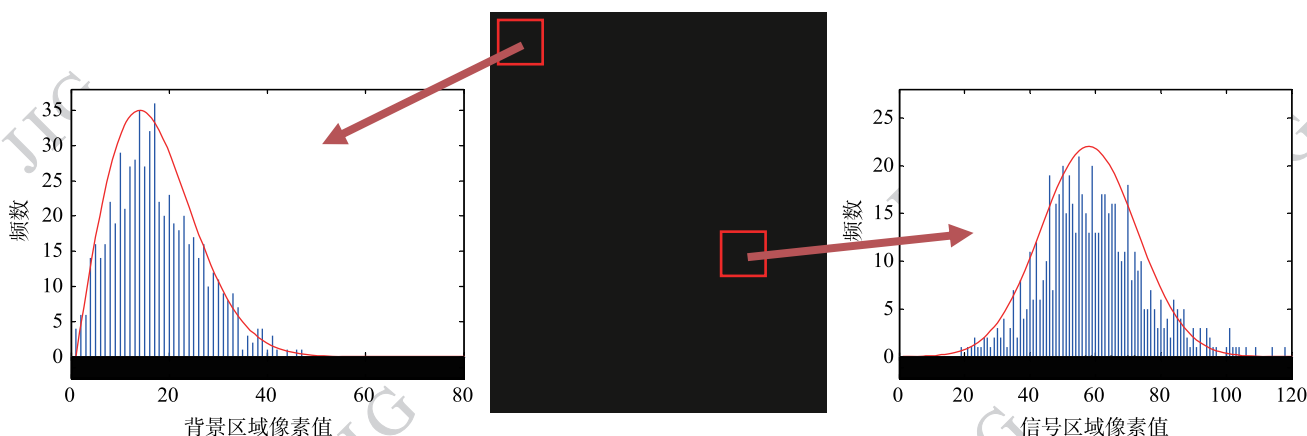


图 1 MRI 噪声分布直方图

Fig. 1 Noise distribution in MRI

从式(7)可知,噪声使得平方图像的均值产生了一个 $2\sigma^2$ 的偏置,而且可知 Rician 噪声的噪声标准差可以在平方图像的无信号(背景)区域估计^[1]

$$\sigma = \sqrt{\frac{\mu}{2}} \quad (9)$$

式中, μ 是选中的背景区域像素值的均值。

图像在平方以后,将噪声的平方图像减去干净的平方图像,得到噪声的分布特性,如图2所示。可见,平方后的噪声近似服从均值为零的高斯分布。

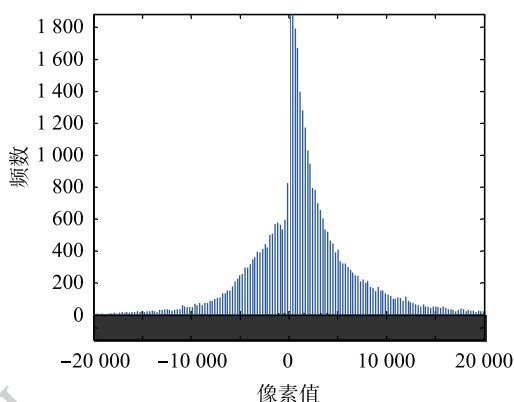


图2 平方幅值 MRI 的噪声分布

Fig. 2 Noise distribution in squared magnitude MRI

2 所提出的 MRI 去噪算法

双树复小波变换(DT-CWT)^[12](<http://www.eng.cam.ac.uk/~ngk/>)是为克服离散小波变换的缺陷而提出的。当对应小波基近似满足希尔伯特变换关系时,双树复小波变换能够极大地减小实小波变换中的平移敏感性,改善方向选择性,具有完美重建、平移不变性、低冗余度、低计算量等优点。

将一个 192×288 大小的零矩阵进行4层双树

复小波变换,得到的最高层的6个方向、大小为 12×18 的复数小波系数,6个方向子带的脉冲响应如图3所示,即将6个子带不同位置分别置1或是虚数 i ,反变换所得图像。可见双树复小波可以有效的提取图像在6个方向上的信息,分别是 $\pm 15^\circ$, $\pm 45^\circ$, $\pm 75^\circ$ 。在小波去噪方法中,应用 DT-CWT 往往可以得到比基本离散小波(DWT)、非抽取小波(UWT)更好的效果。



图3 DT-CWT 的脉冲响应

Fig. 3 Impulse response of DT-CWT

在双树复小波域结合双边滤波器(BF)和基于 Stein 无偏估计(SURE)的邻域收缩法(NeighShrink-SURE)^[10]、二变量收缩(BivariateShrink)^[13](<http://eeweb.poly.edu/iselesni/WaveletSoftware/>)的去噪算法设计如图4所示的MRI去噪算法。低频采用双边滤波器去模糊和增强图像,高频系数处理采用 SURE 估计的邻域收缩法结合二变量收缩方法去噪,充分考虑了小波系数的层间和层内相关性,其中 SURE 估计是针对加性高斯白噪声模型提出的, MRI 经平方后噪声是加性的、有偏置的噪声,偏置部分可以在低频部分去除,而高频部分可以近似认为是高斯分布噪声,基于高斯噪声的 SURE 估计较粗糙却依然是合理的选择。

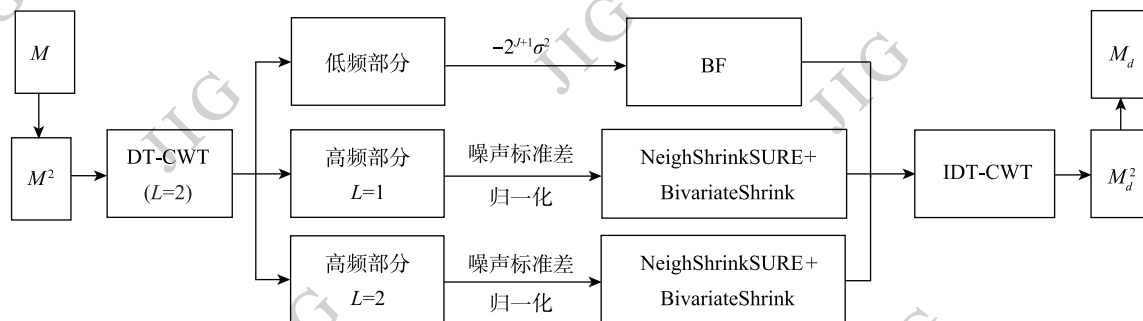


图4 去噪方法示意图

Fig. 4 Illustration of the proposed method

图4中DT-CWT分解层 L 为2,顶端 $2^{J+1}\sigma^2$ 是为了消除平方后图像在低频尺度因噪声产生的偏置,每层的高频部分均含有实部、虚部各6个方向,高频部分用小波阈值处理,阈值方法采用的是邻域收缩和二变量收缩的组合方法。邻域收缩法是考虑以当前待处理的小波系数 w_{ij} 为中心的平方邻域 B_{ij} ,本文为 3×3 的邻域,给定平方邻域的和 $S_{ij}^2 = \sum_{k,l \in B_{ij}} w_{kl}^2$,设 λ 为当前小波子带的全局阈值,为了表述方便,用 w_n 表示 w_{ij} ,则阈值收缩公式可表述为

$$\theta_1(w_n) = \max(1 - \frac{\lambda^2}{S_n^2}, 0)w_n \quad (10)$$

式中, $\theta_1(w_n)$ 为去噪后的系数,文献[10]提出了用SURE估计来计算最佳阈值 λ 和邻域窗口大小,实验表明,SURE估计不够精确,往往得不到最佳的窗口值,对大部分MRI来说,窗口大于 3×3 之后只会降低去噪效果,所以本文取固定窗口 3×3 ,用SURE估计计算最佳阈值 λ 。NeighShrinkSURE方法考虑了层内系数的相关性,当一个系数的邻近点存在较大的系数时,这个系数更可能是信号,反之则更可能是噪声。在小波去噪方法中,常用的还有基于层间相关性的去噪方法^[6,13],即引入当前子带小波系数 w_n 的父系数 p_n 来估计当前子带的去噪系数,文献[13]提出了的二变量收缩去噪公式为

$$\theta_2(w_n) = \max(\sqrt{w_n^2 + p_n^2} - \frac{\sqrt{3}\sigma_n^2}{\sigma_{\text{signal}}}, 0) \times \frac{w_n}{\sqrt{w_n^2 + p_n^2}} \quad (11)$$

式中, σ_n 为图像的噪声标准差, σ_{signal}^2 为局部信号方差,它等于小波系数的局部方差减去噪声方差,小波系数的局部方差为

$$\sigma_{\text{signal}}^2 = \max(\sigma_{w_n}^2 - \sigma_n^2, 0) \quad (12)$$

式中, $N(w_n)$ 为待处理系数的邻域, N_s 为该邻域的尺寸大小。

$$\sigma_{w_n}^2 = \frac{1}{N_s} \sum_{w_{ni} \in N(w_n)} w_{ni}^2 \quad (13)$$

最后,将两种收缩方法简单的加权求和可得本文的阈值收缩公式为

$$\theta(w_n) = k \times \theta_1(w_n) + (1 - k) \times \theta_2(w_n) \quad (14)$$

式中, $k \in [0, 1]$,权重值 k 是通过去噪指标来确定的,在DT-CWT变换下采用式(14)的收缩方法,将 k

值从0增加到1,测试PSNR和SSIM变化的情况,如图5所示。

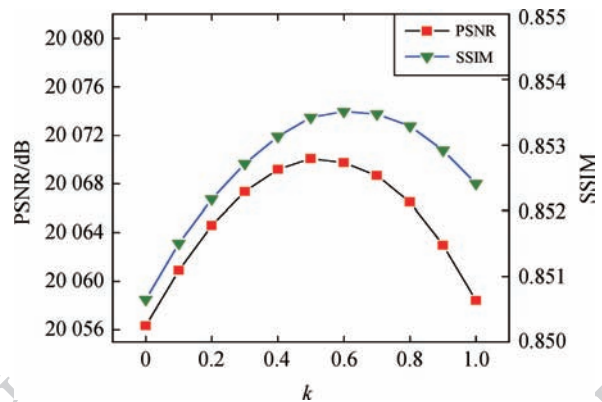


图5 权重 k 对去噪效果的影响

Fig. 5 Denoising results with respect to weight k

从图5可以看出, $k = 0.6$ 时取得较好的效果。在UWT变换时,增加层间相关性比单独用NeighShrinkSURE方法PSNR提高了0.011 dB,SSIM指标提高了0.75%,在DT-CWT变换下,PSNR指标提高0.012 dB,SSIM提高了0.42%。由于UWT变换没有下采样步骤,各分解层的尺寸相同,在层间相关性去噪求取父系数时无需扩展,而DT-CWT需要进行插值扩展,在引入层间相关去噪后UWT方法会稍好。由于实验所用的MRI较小,分辨率为 181×217 像素,所以分解层数不宜过多,分解两层是比较合理的选择,当对第2层的高频系数进行处理时,可以通过对应的低频系数再做一次小波变换得到父系数,来求解当前层的去噪系数。

最后一步小波重构得到 M_d^2 中会含有负数系数,如果直接舍弃负的系数开根号会造成一些损耗,文献[6]提出了优化方案,即

$$M_d = 0.5 \times (\sqrt{|M_d^2|} + \sqrt{\max(M_d^2, 0)}) \quad (15)$$

其去噪效果优于直接舍弃负系数的去噪方法。

2.1 双边滤波器参数选择

双边滤波器最早是由Tomasi等人^[11]提出来的,是一种非线性、非迭代的滤波算法,双边滤波器在处理当前像素时,考虑了窗口内相邻像素的空间距离关系和像素值差距,通过两者的非线性组合,自适应滤波来去除噪声,可以在去噪的同时保留边缘信息。滤波器的效果和3个参数有关——窗口大小、空间邻近度因子(σ_s)、亮度相似程度因子(σ_r)。针对参数的选择近年来已有基于噪声模型的估计方

法,但都过于复杂或者耗时。仿真实验表明窗口在大于 10 之后对去噪效果的改善贡献很小,而且计算开销增大,所以本文选择窗口大小选择为 10。以均

方误差(MSE)为评价指标,图像大小为 $H \times W$,对不同噪声等级 T2w 5%、T2w7%、T2w9% 的 MRI 进行 σ_s 、 σ_r 的测试,结果如图 6 所示。

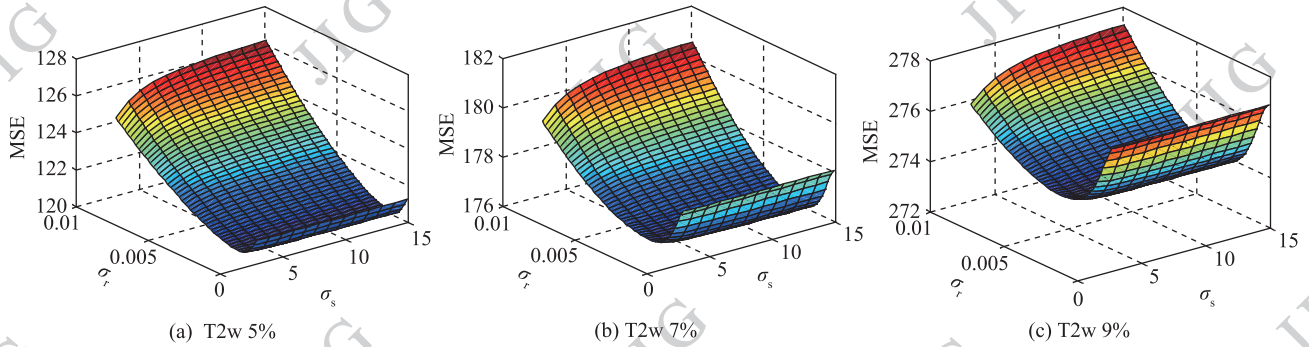


图 6 参数 σ_s 、 σ_r 对 MSE 的影响

Fig. 6 MSE with respect to σ_s 、 σ_r ((a) T2w5% ; (b) T2w7% ; (c) T2w9%)

由图 6 可以看出,MSE 主要取决于 σ_r ,且 σ_r 随噪声级增大而增大。为了寻找 σ_r 和噪声标准差 σ 的关系,在无噪图像上模拟添加 Rician 噪声得到噪声标准差 σ 和最佳 σ_r 的关系,如图 7 所示。

图 7 中 σ 为添加 Rician 噪声的图像的噪声标准差, σ_r 为根据去噪图像和无噪图像的 MSE 所得的最佳 σ_r ,由于 σ_r 很小,所以将其乘以 1 000,圆圈为实验所得数据,经过二次多项式参数拟合可得图 6 所示的曲线,拟合曲线对应的方程为

$$\sigma_r = (0.03\sigma^2 - 0.25\sigma + 2.45) \times 10^{-3} \quad (16)$$

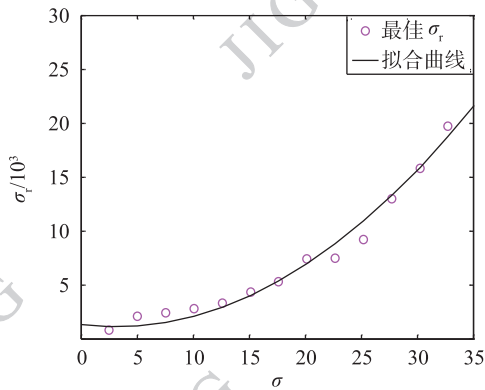


图 7 噪声标准差 σ 和最佳 σ_r 关系示意图

Fig. 7 Noise standard deviation σ with respect to best σ_r

2.2 DT-CWT 系数的噪声标准差估计

在上述算法中,高频系数需要进行噪声标准差归一化处理,输入为幅值平方图像 M^2 的双树复小波系数,所以要先计算 M^2 的噪声标准差,注意这里的噪声标准差是通过平方图像卡方分布的特性计

算,而不是幅值图像 Rician 分布的噪声标准差。记平方图像的噪声标准差为 σ_n ,可以用噪声图像的平方减去无噪图像的平方得到平方域的纯噪声图像,它的直方图如图 2 所示,容易得到

$$\sigma_n = \text{Std}(M^2 - A^2) \quad (17)$$

$\text{Std}()$ 为求标准差的计算,但大部分情况下,原始图像是未知的,噪声标准差可以根据非中心卡方分布的性质,进行估计,即

$$\hat{\sigma}_n = \sqrt{\text{Var}[M^2]} = \sqrt{4\sigma^2(E[M^2] - \sigma^2)} \quad (18)$$

在人为加噪声的实验中,式(17)计算的结果和式(18)估计的结果相差很小,基本在 1% 以下。

正交小波变换不改变噪声标准差,所以如果用 UWT 变换(db 小波)可以直接用式(18)归一化,但双树复小波变换不是正交小波,变换后的系数噪声标准差变小^[14],近似衰减到变换前的 0.7 倍。为了确定双树复小波系数的噪声标准差,以 PSNR 和 SSIM 为评价指标,图 8 画出了 T2w,5% 噪声第 40 个切面的 MRI 的去噪指标和噪声标准差的关系图,图 8 中横坐标为 $k \times \sigma_n$,即平方图像的噪声标准差,由式(18)得到, k 取值范围为 0.4 到 1.1,间隔 0.1,左侧纵坐标表示 PSNR 指标,右侧纵坐标为 SSIM 指标。图 8(a)是采用 UWT 变换、db4 小波。图 8(a)可以看出,UWT 变换去噪效果近似在 $1 \times \sigma_n$ 时最佳(见图 8(a),PSNR 和 SSIM 均能达到比较高的数值),同理,DT-CWT 变换去噪效果在 $0.7 \times \sigma_n$ 的时候达到最佳,在其他噪声级别的 MRI 是同样可以得到类似的结果。

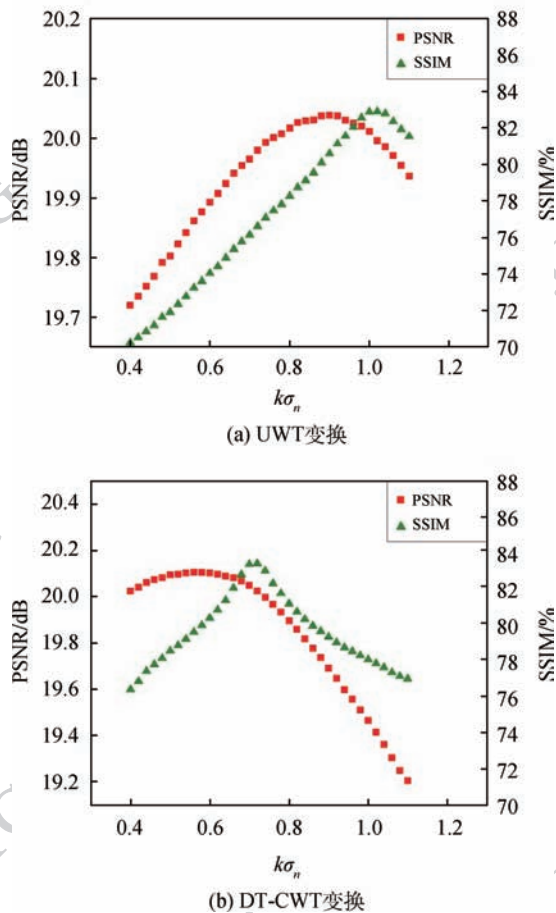
图8 去噪指标和噪声标准差 σ_n 的衰减因子 k 的关系

Fig. 8 Denoising indicators with respect to k ((a) UWT transform; (b) DT-CWT transform)

2.3 算法总结

本文去噪算法步骤表述如下:

- 1) 计算噪声 MRI 的平方;
- 2) 用式(9)计算幅值图像 Rician 分布的噪声标准差 σ , 用式(18)估计平方 MRI 的噪声标准差 σ_n , 再乘以衰减系数 0.7, 用式(16)计算最佳的 σ_r ;
- 3) 对平方 MRI 用双树复小波进行 J 层分解, 得到低频系数和高频系数, 用低频系数再做一次双树复小波变换, 作为第 J 层高频系数的父系数;
- 4) 对低频系数去偏置, 减去 $2^{J+1}\sigma^2$, 采用双边滤波器去噪, 对高频系数用噪声标准差 $0.7\sigma_n$ 归一化后用式(14)去噪;
- 5) 计算去噪后系数的双树复小波反变换, 用式(15)计算最终去噪后的 MRI。

本文算法既可以在 DT-CWT 变换中进行, 也可以在 UWT 变换下进行, 所需的改动只是 $0.7\sigma_n$

变成 σ_n 。

3 实验结果

实验图像是从 Brainweb database 网站 <http://brainweb.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/> 下载的 T1w、T2w、PD、0%~9% 噪声等级的 8 比特 MRI, 原始数据为 3 维立体的人脑模拟 MR 扫描数据, 分辨率为 $181 \times 217 \times 181$ 像素, 取其中第 40 个切片进行去噪, 因为该切片含有较完整的人脑边缘和细节信息。噪声图像亦可以通过人为加 Rician 噪声到无噪图像来获得, 即

$$M = \sqrt{(A + N_1)^2 + N_2^2} \quad (19)$$

式中, A 是原始无噪图像, M 是加噪后的图像, $N_1 \sim N(0, \sigma^2)$, $N_2 \sim N(0, \sigma^2)$ 。

3.1 评价指标

为了客观评价去噪后的 MRI 的去噪效果, 本文选用峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似度 (SSIM) 等两个指标评价去噪后的 MRI。设图像大小为 $H \times W$, PSNR 的计算公式为

$$\text{MSE} = \frac{1}{H \times W} \|M - M_d\|^2 \quad (20)$$

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left(\frac{255^2}{\text{MSE}} \right) \quad (21)$$

虽然 PSNR 是通用的评价标准, 但与人类的视觉系统评价相比存在一定的偏差, 所以人们引入了结构相似度 (SSIM) 评价指标^[15], 通过比较两幅图像局部均值、局部方差和协方差的分布来度量二者的结构相似性, 较符合人类的视觉感知, 其值越接近 1 越好, 其公式为

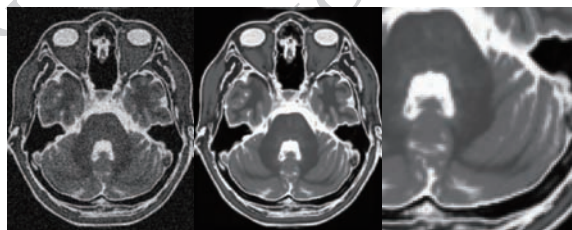
$$\text{SSIM}(M, M_d) = \frac{1}{N} \times \sum_{x,y=1}^N \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_x\sigma_y + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (22)$$

式中, μ_x, μ_y 分别是图像 M 和图像 M_d 的局部均值, σ_x, σ_y 是各自图像的局部标准差, σ_{xy} 是两者的局部协方差, $c_1 = (0.01R)^2$, $c_2 = (0.03R)^2$, R 为最大像素值, 本文为 255。该指标先在每个窗口中计算各自的结构相似度, 最后取各个窗口结构相似度的平均值。本文窗口取通用的 8×8 。

3.2 去噪效果

将本文方法 (UWT 和 DT-CWT) 和文献[8]、文

献[9]的小波变换的方法、线性最小均方误差(LMMSE)^[7]做对比。噪声图为 T2w, 7% 噪声, 第 40 个切片, 图 9 为原图像, 图 10 为不同去噪效果对比的去噪图像、残差图像和局部放大图像。



(a) 噪声图 (b) 无噪声图 (c) 无噪声图像局部放大

图 9 原图

Fig. 9 Original image ((a) image with noise; (b) image without noise; (c) partial enlargement of (b))

从图 10 可以看出, 文献[8]算法在白色区域还存在一些噪声, 而且有一些过平滑; 文献[9]的算法去除了过多的噪声, 产生了少量灰暗的斑点, 损失了一些边缘和细节的信息, 在残差图中表现明显; LMMSE 方法滤去了噪声, 保边性能尚可但产生了较为明显的振铃现象; 本文方法中, UWT 变换也存在少部分的振铃现象, DT-CWT 变换的效果最好, 既去除了噪声, 又较少地损伤边缘信息, 基本没有产生失真。评价指标 PSNR、SSIM 的对比如表 1 所示, 分别用 T1w5% 噪声, T2w7% 噪声和 PD7% 噪声的图像进行测试, 均取第 40 个切片的图像, 除了较早的文献[8]方法去噪后 PSNR 有所下降外, 其他方法的去噪指标均有提升。本文 DT-CWT 得到更高的 PSNR, 在 SSIM 指标上, 本文 UWT 表现也很好。表明本文算法可以在去噪的同时很好地保留边缘和细节信息。

为了测试本文算法的性能, 对 3 维 MRI 的不同的切片用上述 3 种算法分别进行去噪, 取 T2w7% 噪声, 第 40 到第 100 个切片, 得到不同切片去噪指标如图 11 所示, 在对不同切片去噪上, 5 种去噪算法的 PSNR 曲线变化趋势基本一致, 本文的 DT-CWT 方法的 PSNR 指标略好于 UWT, 平均高出 0.04 dB, 高出 LMMSE 方法 0.31 dB。SSIM 指标上 DT-CWT 略逊于 UWT, 平均低了一个百分点。两种方法均明显好于 LMMSE、文献[8]和文献[9]的算法。

为了检验本文算法对不同噪声的鲁棒性, 对人为加噪声的 MRI 进行试验, 将噪声等级从 3% 逐渐

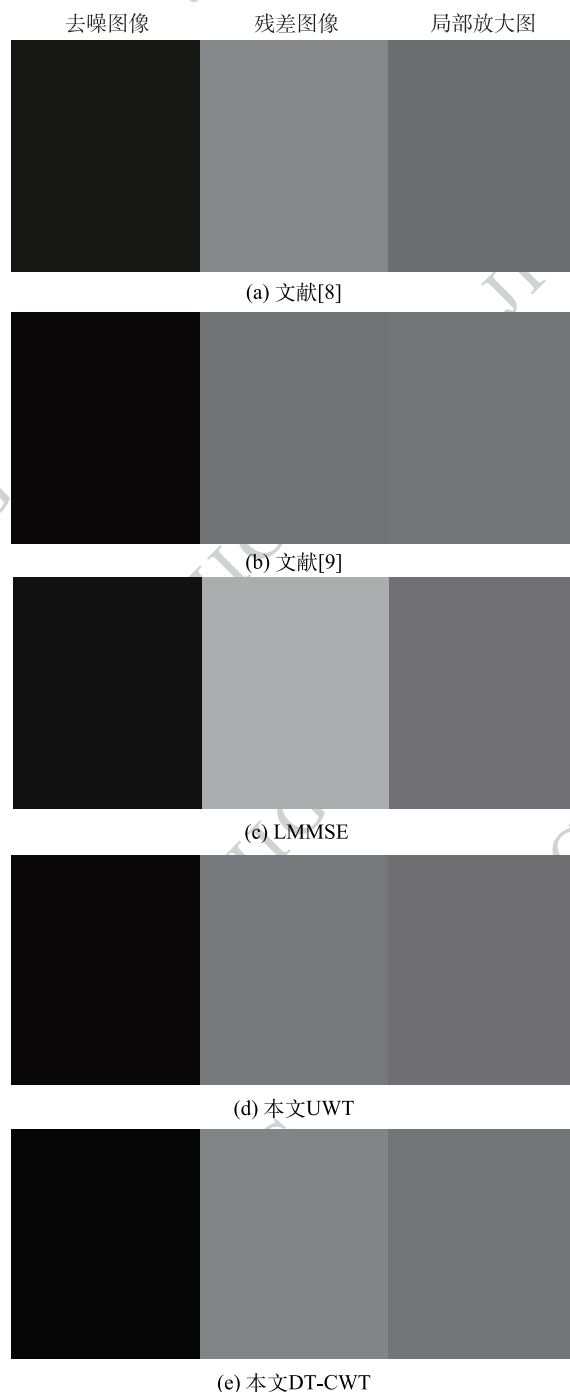


图 10 不同方法去噪效果对比图

Fig. 10 Visual comparison between several methods ((a) reference[8]; (b) reference[9]; (c) LMMSE; (d) proposed UWT; (E) proposed DT-CWT))

增大到 15%, 间隔 2%, 得到不同去噪方法的去噪指标如图 12 所示。噪声等级和噪声标准差的对应关系为

$$\sigma = l \frac{\max(A)}{100} \quad (23)$$

式中, l 为噪声等级, 3% ~ 15%, 在已知 σ 的情况下

进行去噪。从去噪指标上看,本文的两种方法难分伯仲,随着噪声级的增大,本文 DT-CWT 方法优势逐渐显现,略优于 UWT,明显好于其他 3 种方法,文献[8]的方法在噪声强度逐渐增大时体现出优势。

为了进一步说明本文方法的有效性,下面分析本文所提出方法的计算复杂度,对各种方法的运行

时间进行度量。本文运用 Matlab R2009a 软件运行在英特尔至强 W3530@2.8 GHz 处理器,内存为 4 G 的戴尔 T3500 电脑上,几种方法的平均运行时间如表 2 所示。统计方法 LMMSE 所需时间最短,本文 UWT 方法最长,本文方法中 DT-CWT 变换大大快于 UWT 变换。

表 1 不同去噪方法指标对比
Table 1 Denoised indicators comparison

去噪方法	T1w5% 噪声 PSNR = 26.33 dB SSIM = 76.32%		T2w7% 噪声, PSNR = 19.46 dB SSIM = 64.53%		PD7% 噪声 PSNR = 15.41 dB SSIM = 57.03%	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
文献[8]	24.92	77.49	18.93	75.80	14.66	69.26
文献[9]	27.12	85.26	19.70	77.47	15.55	75.42
LMMSE	26.88	87.13	19.76	80.07	15.56	76.90
本文 UWT	27.31	92.85	20.03	85.90	15.60	78.84
本文 DT-CWT	27.37	92.48	20.07	85.35	15.61	81.83

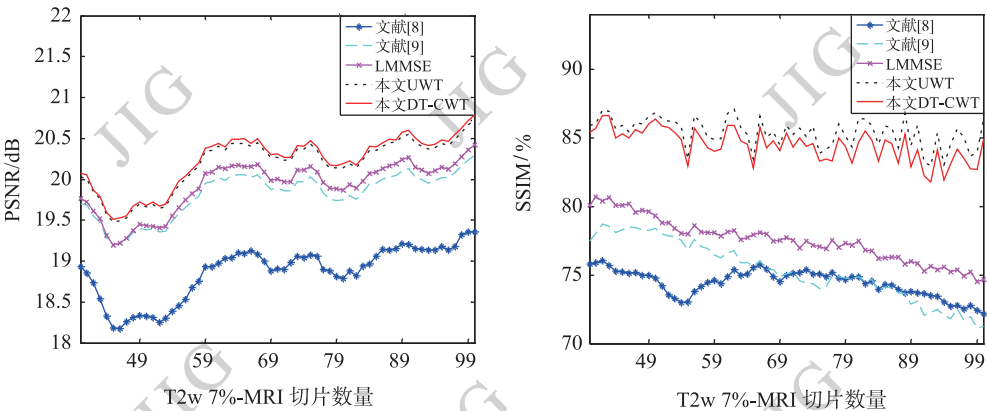


图 11 T2w7% 噪声 MRI 不同切片去噪指标对比
Fig. 11 Denoised results comparison for a sequence of MRI

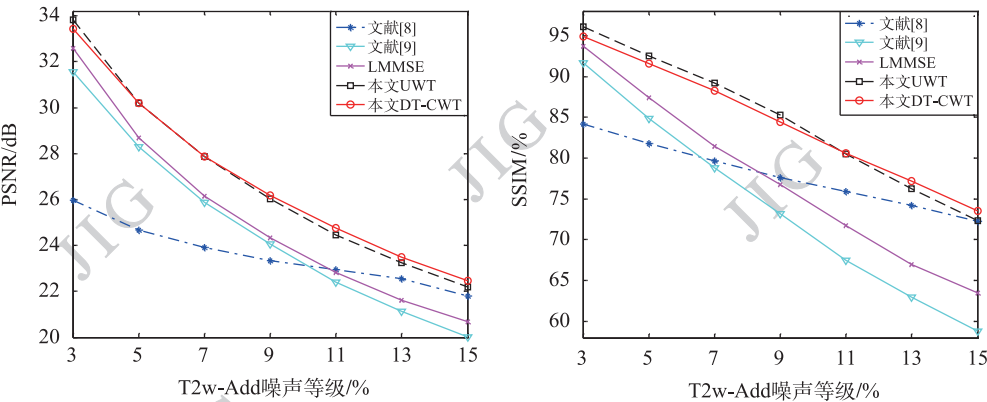


图 12 T2w 人为加不同噪声级去噪指标对比
Fig. 12 Comparative plots of PSNR and SSIM for varying levels of noise

由表2可见,虽然结合了3种去噪方法,但本文提出的UWT方法和DT-CWT方法的计算复杂度并不大。不难理解UWT方法较慢,因为它分解的每一层的尺寸不变,而DT-CWT有下采样,每分解一层尺寸减半,运算量也少很多。程序中能用矩阵运算的地方就尽量少用循环迭代,可以大大提高运行速度,比如在计算式(10)中的 S_n^2 时,逐点循环计算很耗时,而对图像循环移位再在对应位置相加可以大大减少计算量,运行时间减少一半多。

表2 不同去噪方法平均耗时对比

Table 2 Elapsed time comparison

	文献 [8]	文献 [9]	LMMSE	本文 UWT	本文 DT-CWT
耗时/s	0.60	0.11	0.10	1.87	0.75

从综合性能来看,本文DT-CWT方法的综合性能优于其他方法。

4 结 论

针对MRI平方图像的卡方分布特性,估计平方MRI的噪声标准差,应用在双树复小波的变换域去噪中,高低频分别采用双边滤波器和基于SURE估计的邻域收缩法结合二变量收缩进行去噪。为保证去噪效果,首先需要准确估计平方图像的双树复小波系数的噪声标准差,其次是优化双边滤波器的参数,选择合适的两种收缩方法的权重,最后在去噪后的平方图像开根号时利用了负的像素值,有效的改善了去噪效果,保护了边缘和细节,提升了去噪的指标,DT-CWT变换比UWT变换速度快,在2维的MRI图像去噪上获得较好的表现,优于传统的小波阈值去噪和LMMSE去噪,基于层间相关性的二变量收缩方法的引入使本文算法更上了一个台阶,过程虽然有些麻烦,但速度依然较快。本文算法的劣势主要在于,SURE估计确定的阈值不够精确,邻域收缩和二变量收缩的结合较为繁琐。所以,本文算法还有改进的空间。

参考文献 (References)

[1] Anand C S, Sahambi J S. Wavelet domain non-linear filter for MRI denoising [J]. Magnetic Resonance Imaging, 2010, 28(6): 842-861. [DOI: 10.1016/j.mri.2010.03.013]

[2] He L L, Greenshields I R. A Nonlocal maximum Likelihood estimation method for Rician noise reduction in MR images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28(2): 165-172. [DOI: 10.1109/TMI.2008.927338]

[3] Nowak R D. Wavelet-based Rician noise removal for magnetic resonance imaging [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(10): 1408-1419. [DOI: 10.1109/83.791966]

[4] Manjón J V, Carbonell-Caballero J, Lull J J, et al. MRI denoising using Non-Local Means [J]. Medical Image Analysis, 2008, 12(4): 514-523. [DOI: 10.1016/j.media.2008.02.004]

[5] Golshan H M, Hasanzadeh R P R, Yousefzadeh S C. An MRIdenoising method using image data redundancy and local SNR estimation [J]. Magnetic Resonance Imaging, 2013, 31(7): 1206-1217. [DOI: 10.1109/TIP.2012.2191565]

[6] Luisier F, Blu T, Wolfe P J. A CURE for noisy magnetic resonance images: chi-square unbiased risk estimation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(8): 3454-3465. [DOI: 10.1016/j.mri.2013.04.004]

[7] Aja-Fernández S, Alberola-López C, Westin C F. Noise and signal estimation in magnitude MRI and Rician distributed images: a LMMSE approach [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(8): 1383-1397. [DOI: 10.1109/TIP.2008.925382]

[8] 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): 232-331. [DOI: 10.1109/TMI.2003.809588]

[9] Song K K, Ling Qiang, Li Z H, et al. An improved MRI denoising algorithm based on wavelet shrinkage [C]// Proceedings of Control and Decision Conference. Changsha: IEEE, 2014: 2995-2999. [DOI: 10.1109/CCDC.2014.6852687]

[10] Zhou D W, Cheng W G. Image denoising with an optimal threshold and neighbouring window [J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(11): 1694-1697. [DOI: 10.1016/j.patrec.2008.04.014]

[11] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images [C]// Proceedings of International Conference on Computer Vision. Bombay, India: IEEE, 1998: 839-846. [DOI: 10.1109/TIP.2003.819861]

[12] Kingsbury N. Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2001, 10(3): 234-253. [DOI: 10.1006/acha.2000.0343]

[13] Levent S, Selesnick I W. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(11): 2744-2756. [DOI: 10.1109/TSP.2002.804091]

[14] Yin S F, Cao L C, Ling Y S, et al. Image denoising with anisotropic bivariate shrinkage [J]. Signal Processing, 2011, 91(8): 2078-2090. [DOI: 10.1016/j.sigpro.2011.03.016]

[15] Zhou W, 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. [DOI: 10.1109/TIP.2003.819861]