

一种新的具有增强效果的小波域图像去噪方法

傅彩霞 杨光

(华东师范大学物理系,上海市功能磁共振成像重点实验室,上海 200062)

摘要 为了使去噪后的图像具有更佳视觉效果,基于新近出现的一种小波域阈值去噪方法——NeighShrink,提出了一种具有细节增强效果的小波域图像去噪方法——增强型邻域收缩方法(enhanced NeighShrink, ENS)。该方法一方面继承了 NeighShrink 方法的优点,在对小波系数进行阈值处理时,由于考虑了其与其邻域系数的相关性,从而大大减少了误判图像细节为噪声的情况,同时,通过改变 NeighShrink 方法中小波系数收缩因子的计算方法,用该方法去噪后的图像取得了高于 NeighShrink 方法的峰值信噪比;另一方面,通过引入一个细节增强因子 P ,使得该方法能够对图像细节进行增强,从而得到了更佳的视觉效果。通过实验证明,该方法能够在去噪和细节增强这两方面优于普通软阈值去噪方法和 NeighShrink 方法。

关键词 小波变换 图像去噪 邻域窗口 图像增强

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)01-0051-05

A New Wavelet Image Denoising Method with Detail Enhancement

FU Cai-xia, YANG Guang

(Shanghai Laboratory of Functional Magnetic Resonance Imaging, Department of Physics, East China Normal University, Shanghai 200062)

Abstract Wavelet image denoising is an important method of image denoising. Recently, many different schemes of wavelet image denoising were proposed. Among these, NeighShrink suggested by G. Y. Chen et. al. has been proved very efficient. NeighShrink differs from traditional threshold methods in that it incorporates neighboring coefficients when shrinking wavelet coefficients, and thus avoids killing too much image details. In order to improve the visual quality of the denoised image, a new wavelet image denoising method, namely enhanced NeighShrink(ENS), is proposed in this paper based on the NeighShrink scheme. By changing the way to calculate the shrinkage factor for the wavelet coefficient, ENS achieves statistically better results than original NeighShrink method in denoising. Moreover, by introducing an extra parameter P in our wavelet scale dependent shrinkage factor calculation scheme, ENS can be used to enhance image details while denoising the image. This feature can be used to improve the visual quality of the image, since the original NeighShrink method, like many other schemes, shrinks all wavelet coefficients, which will incur the loss of the image details to some extent. Experimental results show that ENS can achieve better results in both denoising and enhancing of image details than the traditional soft threshold and NeighShrink methods.

Keywords wavelet transform, image denoising, neighboring window, image enhancement

1 引言

小波域去噪是一种新兴的图像去噪方法。由于小波变换具有多分辨率和去相关性等特点,使得小

波域比图像域更利于去除噪声,特别是高斯噪声的去除^[1]。经过十余年的发展,已经出现了许多种去噪方法。如 Mallat 提出了基于小波变化模极大值原理的滤噪方法^[2]; Xu 等人提出了基于小波变换域内相邻尺度间小波系数相关性的去噪方法^[3]; Donoho

基金项目:上海市科委科研基金项目(012912059)

收稿日期:2005-07-20; 改回日期:2005-11-20

第一作者简介:傅彩霞(1979~),女,2003年获华东师范大学学士学位,现为华东师范大学硕士研究生。主要从事小波域图像处理、核磁共振图像及数据处理的研究。通信联系人:杨光, E-mail: gyang@phy.ecnu.edu.cn

等人则提出了小波域软阈值和硬阈值去噪方法^[4-7]。其中,软硬阈值去噪方法由于算法简单、效果好而得到广泛运用。但是,正如 Coifman 和 Donoho 所指出的,这种方法处理后的图像中有些地方会出现振荡,即出现 Gibbs 现象。出现这种现象的原因是,在阈值处理过程中,把一些不应忽视的小波系数置零了。针对这个问题,他们提出了一种平移不变的去噪方法^[8],取得了较单独使用软阈值或硬阈值方法更好的去噪效果。近几年,又出现了几种新的去噪方法^[8-12],其中 Cai 和 Silverman 等人提出的 NeighCoeff 和 NeighBlock 方法^[12],都是将要处理的小波系数置于由它周围的小波系数所组成的方窗内,然后由窗内所有的小波系数共同决定该小波系数的处理。在此基础上,Chen 等人又提出了 NeighShrink 方法^[13,14],即根据邻域窗口内所有小波系数的平方和的大小来决定处于该窗口中心的小波系数是置零还是收缩。实验显示,NeighShrink 方法在保留图像细节方面优于普通软硬阈值方法^[14]。

本文在 NeighShrink 方法的基础上,提出了增强型的邻域收缩方法(enhanced NeighShrink, ENS)。ENS 方法改进了 NeighShrink 确定阈值的方法,同时,通过引入细节增强因子来使该算法能适当突出细节。实践表明,用它处理后的图像在统计上和视觉效果上,都优于 NeighShrink 方法。

2 理 论

2.1 NeighShrink 方法

小波域阈值去噪方法的根据是,图像小波域中的细节部分,由于只有很少的系数幅值较大,且这些大幅值的系数包含了图像边缘或奇变位置的重要信息,而其他大部分小波系数的幅值都相对较小,其对应图像中的光滑部分或白噪声,所以阈值去噪方法就是要寻找合适的阈值,将幅值低于阈值的系数置 0,而对于幅值高于阈值的系数,则给予保留(硬阈值处理)或进行收缩(软阈值处理),最后对处理后的系数进行小波反变换。NeighShrink 方法是阈值去噪方法的扩展,它认为在较小的邻域内,由于小波系数之间具有相关性的,即幅值大的系数周围存在较大系数的可能性较大^[14],因而在对小波系数进行阈值处理时,应该考虑其邻域系数的情况,这样才能减少重要的系数被误置为零的情况,以尽可能保留图像细节。NeighShrink 方

法步骤如下:

(1) 对含噪声图像进行 J 级 2 维小波分解, J 依据白噪声大小而定,一般为 3 级。

(2) 对小波域中各级的水平、竖直和对角线 3 个方向的细节分别进行以下处理:

① 对于每个所要处理的小波系数 $d_{x,y}$ (x,y 表示系数的位置索引值),首先计算出以 (x,y) 为中心的方窗内的所有小波系数的平方和,即

$$s_{x,y} = \sum_{(i,j) \in W_{x,y}} d_{i,j}^2 \quad (1)$$

$W_{x,y}$ 是以 (x,y) 为中心的方窗,其大小以 3×3 最佳。收缩因子 $\beta_{x,y}$, 定义为

$$\beta_{x,y} = [1 - \lambda^2/s_{x,y}]_+ \quad (2)$$

其中, $\lambda = \sqrt{2\sigma^2 \log(N^2)}$, N^2 为原图像的大小, σ 是原图像的噪声标准偏差。 $[X]_+$ 表示一个非负函数,即

$$\begin{aligned} [X]_+ &= X \quad \text{if } X \geq 0 \\ [X]_+ &= 0 \quad \text{if } X < 0 \end{aligned} \quad (3)$$

② 修正后的小波系数为 $\hat{d}_{x,y} = \beta_{x,y} \cdot d_{x,y}$ 。

(3) 对修改后的系数进行反变换,即可得到去噪后的图像。

由步骤(2)可看到,NeighShrink 方法在对小波系数进行阈值处理时,并不像经典的软、硬阈值方法那样,只拿当前系数与阈值进行比较,而是将邻域内的所有小波系数的平方和 $s_{x,y}$ 与阈值 λ^2 进行比较。只有当 $s_{x,y}$ 小于阈值 λ^2 时,小波系数 $d_{x,y}$ 才会被置零,其余情况下的小波系数只是被适当收缩。这样做的结果是使得那些处在绝对值较大的小波系数周围,但自身绝对值又比较小的小波系数会被保留下来。这些小波系数的绝对值虽然小,但由于它们对图像的边缘细节是有贡献的,因此不能将它们置零,而应该适当地保护它们,以达到保护图像细节的目的。这里的 λ , 其实就是 Donoho 等人提出的用于小波域去噪的阈值 $\sqrt{2\sigma^2 \log(N)}^{[6]}$, 而 $\beta_{x,y}$ 也是经典软阈值去噪方法所用的收缩因子的改进。

2.2 ENS 方法

在 NeighShrink 方法中, $\beta_{x,y} = (1 - \lambda^2/s_{x,y})$, 由于 $s_{x,y} \geq \lambda^2$, 因此 $\beta_{x,y}$ 的取值范围为 $[0, 1)$, 也就是说,为达到削弱噪声的目的,所有的小波系数都被收缩了,这样做的结果是,在降低噪声的同时,图像细节或边缘也被削弱了。为解决这一问题,本文在不同的尺度 j 上把 $\beta_{x,y}$ 从 $0 \sim 1$ 分别映射到 $0 \sim T_j$ 。 T_j

的定义为

$$T_j = \frac{J-j}{J-1}P + 1 \quad (j = 1, 2, \dots, J) \quad (4)$$

其中, P 为增强因子, 其取值范围为 $0 \sim 1$, 0 表示不进行细节增强, 而 1 则表示进行最大的细节增强。 j 为各个分解级数, J 为最大分解级数, 通常取为 3 。由式(4)可知, T_j 和 j 为线性关系。当 j 等于 1 时, $T_1 = P + 1$, 当 j 等于 J 时, $T_j = 1$ 。这样做的目的是为了较细的细节得到增强, 而让较粗的细节增强效果减弱。

本文采取的映射方式为

$$\beta_{j,x,y}^{new} = T_j \sqrt{\beta_{x,y}} \quad (5)$$

图 1 为 $\beta_{x,y}$ 和 $\beta_{j,x,y}^{new}$ 映射关系的图形表示。从图 1 可看到, 当 $T_j > 1$ 时, $\beta_{j,x,y}^{new}$ 在 ab 段的值大于 1 , 由于这一部分所对应的小波系数的邻域窗内的系数平方和是比较大的, 也就是说, 这部分的小波系数代表图像细节或边缘的可能性较大, 因此将它们乘以一个大于 1 的修正因子可以达到增强图像细节或边缘的目的。当增强因子 P 为 0 时, T_j 达到最小值 1 , a 、 b 、 c 3 点重合, ab 段部分消失, 则式(5)变成 $\beta_{j,x,y}^{new} = \sqrt{\beta_{x,y}}$; 而 P 越大, T_j 越大, ab 段越长, 被增强的小波系数就越多。如果增强过大, 则图像会因为细节或边缘太突出而显得不自然, 而一些源于噪声的小波系数也会因被增强而影响图像降噪效果。所以本文把 P 的取值范围限定为 $0 \sim 1$ 。

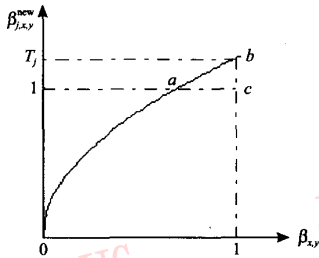


图 1 $\beta_{x,y}$ 和 $\beta_{j,x,y}^{new}$ 映射关系图

Fig. 1 The relationship between $\beta_{x,y}$ and $\beta_{j,x,y}^{new}$

本文之所以选取这种映射关系, 主要是基于如下分析:

由于可以由式(2)得到 $\beta_{x,y} = \left(\frac{s_{x,y} - \lambda^2}{s_{x,y}} \right)_+$, 其中 $(s_{x,y} - \lambda^2)$ 和 λ^2 分别表示信号和噪声的能量水平, 即 $\beta_{x,y}$ 是表示信号和噪声的能量水平的比值, 而 $\sqrt{\beta_{x,y}}$ 才是表示幅度的比值, 因此用它来修正小波正系数更合理。本文的实验结果也表明, 使用

$\sqrt{\beta_{x,y}}$ 确实能取得优于使用 $\beta_{x,y}$ 的结果。

修正因子 $\beta_{j,x,y}^{new}$ 的表达式中含有噪声的标准偏差 σ , 本文采用文献[6]中所提的方法进行估计, 即在最细的尺度上, 先计算出对角线方向的小波系数绝对值的中值 M , 再利用式(6)即可计算出以下稳健估计子:

$$\sigma = \frac{M}{0.6745} \quad (6)$$

由于本文的方法是在 NeighShrink 方法的基础上的改进, 故可将其称为增强的邻域收缩方法。

文献[14]中提到, 邻域窗口的大小虽然可以为 $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$, 但实验证明, 3×3 大小的窗口能提供最佳的去噪效果, 本文的实验也证实了这一点, 因此本文所提出的 ENS 方法也使用 3×3 大小的窗口。

3 实验

本文实验所用的模拟图像是无噪声的 256×256 大小的 Woman 图, 512×512 大小的 Lena 图和 512×512 大小的 Mandrill 图。为比较不同方法的去噪效果, 利用普通软阈值方法、NeighShrink 方法和 ENS 方法对这两幅图进行了去噪处理。处理过程是在 MATLAB 中进行的。算法中的小波变换使用的是 2 维离散静态小波变换 SWT2 及其反变换 ISWT2。由于 SWT2 在对图像进行小波分解处理时, 并不隔行或隔列抽样, 从而使得每一级的低频部分和 3 个方向的高频部分都具有和原图像一样的尺寸, 并具有很好的冗余性, 同时, 由于 SWT2 和 DWT2 相比, 具有“平移不变性”的优点, 因此更适合用于图像去噪^[15]。本文选用的小波基函数为 sym8。

3.1 标准差比较

本文采用标准差来衡量不同去噪方法的去噪效果, 即先让原始 Woman 图加上一系列不同标准差值的高斯白噪声, 然后用普通软阈值方法、NeighShrink 和 ENS ($P=0$) 方法分别对这一系列的加噪图像进行去噪, 并求出处理后的各个图像和原始图像之间的标准差。图 2 显示的是 3 种方法处理得到标准差曲线。从图中可以看出, 用 ENS 方法处理得到的去噪图像与原始图像的标准差曲线比普通软阈值方法和 NeighShrink 方法的低, 可见在统计意义上, ENS 方法优于其他方法。

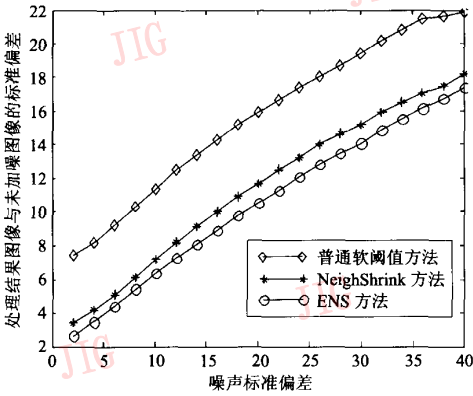


图 2 用不同方法处理得到的标准差曲线比较

Fig. 2 The standard deviation between original image and images denoised with different methods

3.2 峰值信噪比比较

为进一步评价本文方法的优劣,本文采用去噪后图像的峰值信噪比来衡量各方法去噪效果。为此,选用 Woman 图、Lena 图和 Mandrill 图进行测试,并求出用各种方法对不同噪声水平的加噪图进行去噪后图像的峰值信噪比 (peak signal noise ratio, PSNR),结果见表 1。峰值信噪比的定义如下:

$$PSNR = -10 \lg \frac{\sum_{i,j} (\hat{I}(i,j) - I(i,j))^2}{N^2 \max_{i,j} I(i,j)^2} \quad (7)$$

其中, I 表示未加噪的原始图像, \hat{I} 表示对加噪图像进行去噪后的图像, N^2 表示图像的大小。

表 1 不同方法处理加噪图所得到的峰值信噪比对比
Tabl. 1 The PSNR (dB) of the noisy images and denoised images with different denoising methods

图像	峰值信噪比 (dB)			
	加噪图	软阈值方法	NeighShrink	ENS($p=0$)
Woman	27.44	26.25	30.99	31.51
	21.41	23.28	26.66	27.11
	17.70	21.87	24.25	24.53
Lena	27.51	28.74	31.10	32.29
	21.531	26.30	28.32	28.44
	17.97	24.90	26.28	26.14
Mandrill	23.70	21.70	23.51	25.43
	19.27	20.91	22.03	23.25
	17.68	20.64	21.55	22.47

由表 1 可看到,除了 Lena 图像的第 3 行数据,用 ENS($P=0$)方法得到的峰值信噪比值在 3 种方法中是最高的。

3.3 视觉效果比较

为对比不同方法处理后的视觉效果,对加上某一标准偏差值的高斯噪声的原始图像 Woman 图,分别用普通软阈值方法、NeighShrink 方法和不同增强因子的 ENS 方法进行处理,以比较用 3 种方法处理后的图像的视觉效果。通过观察图 3 中显示的所有图像可看到,用软阈值方法处理得到的图 3(c)最模糊,用 ENS 方法处理的得到的图 3(e)、图 3(f)比

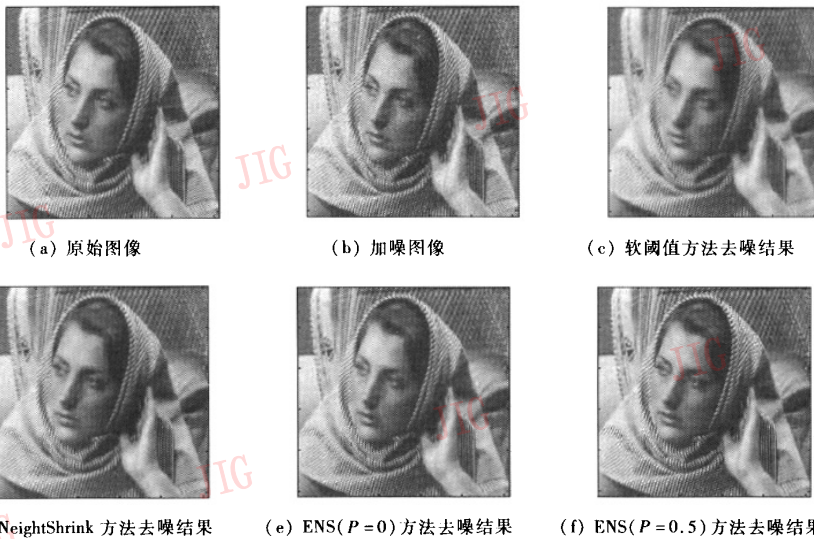


图 3 对峰值信噪比为 27.44dB 的加噪图像分别用不同方法处理得到的结果

Fig. 3 Comparison of the results of different image denoising methods on a noisy image with PSNR = 27.44dB

NeighShrink 方法处理得到的图 3(d) 清晰。图 3(f) 由于 $P > 0$, 因此细节被增强了, 这可通过比较各图中的眼部及头巾的纹理看出来。此外, 噪声增强的现象在视觉上看来并不明显。

3.4 增强因子对去噪后图像峰值信噪比的影响

对于 ENS 方法, 增强因子 P 影响着图像细节的增强效果, 同时也会影响图像的峰值信噪比值, 这是可以意料的, 因为峰值信噪比反映的是去噪图像和原始图像之间的差别。为了研究这一影响, 本文通过对 Woman 图分别加上标准差为 5、10、25、35 的高斯白噪声, 然后用不同增强因子的 ENS 方法对其进行处理来求出不同噪声水平下峰值信噪比随增强因子的变化情况。实验结果如图 4 所示。

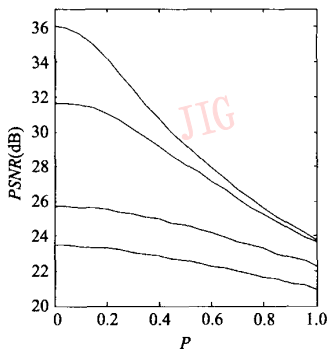


图4 增强因子 P 对峰值信噪比的影响, 4 条曲线按高低分别代表对噪声标准差为 5、10、25、35 的加噪图的处理结果

Fig.4 Change of PSNR with P . Four curves represent results from images with noise std of 5, 10, 25, 35 respectively

从图 4 可看到, 几乎 4 条曲线的最高点都出现在 $P=0$ 的位置上, 也就是说, 当 $P=0$ 时, ENS 方法可以得到最优的去噪效果; 而当 $P > 0$ 时, 峰值信噪比值则有所降低, 其降低程度随原始噪声水平的增加而减少。在实际处理时, 应在增强细节和峰值信噪比之间寻求平衡。

4 结 论

ENS 方法是对 NeighShrink 方法的改进, 它是通过改进收缩因子的计算方法来取得更好的降噪效果, 同时, 通过引进细节增强因子 P , 可使得不同尺度的细节得到不同程度增强。实验显示, 当 P 等于 0 时, ENS 方法可给出最低的标准方差和最高的峰

值信噪比, 而当 P 增大时, 则图像细节被增强。同时, 因为在估计阈值时, 参考了邻域系数的大小情况, 所以使得对噪声的判断更准确, 而且在对细节进行加强时, 噪声随之增强的现象并不明显。

参考文献 (References)

- Xie Jie-cheng, Zhang Da-li, Xu Wen-li. Overview on wavelet image denoising[J]. Journal of Image and Graphics, 2002, 7(3): 209 ~ 217. [谢杰成, 张大力, 徐文立. 小波图象去噪综述[J]. 中国图象图形学报, 2002, 7(3): 209 ~ 217.]
- Mallat S, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1992, 38(2): 617 ~ 643.
- Xu Y, Weaver B, Healy D M, et al. Wavelet transform domain filters: A spatially selective noise filtration technique[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(6): 217 ~ 237.
- Donoho D L, Johnstone I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. Journal of American Statistic Association, 1995, 90(12): 1200 ~ 1224.
- Donoho D L, Johnstone I M. Wavelet shrinkage asymptopia[J]. Journal of Royal Statistical Society, 1995, 57(2): 301 ~ 369.
- Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425 ~ 455.
- Donoho D L. Denoising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613 ~ 627.
- Coifman R R, Donoho D L. Translation invariant denoising[A]. In: A. Antoniadis and G. Oppenheim eds. Wavelets and Statistics. Springer Lecture Notes in Statistics 103[C], New York: Springer-Verlag, 1994: 125 ~ 150.
- Levent Sendur, Selesnick Ivan W. Bivariate shrinkage with local variance Estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing Letters, 2002, 9(12): 438 ~ 441.
- Mahbubur Rahman S M, Kamrul Hasan Md. Wavelet-domain iterative center weighted median filter for image denoising[J]. Signal Processing, 2003, 83(5): 1001 ~ 1012.
- Shengqian W, Yuanhua Z, Daowen Z. Adaptive shrinkage denoising using neighbourhood characteristic[J]. Electronics Letters, 2002, 38(11): 502 ~ 503.
- Cai T T, Silverman B W. Incorporating information on neighbouring coefficients into wavelet estimation[J]. The Indian Journal of Statistics, 2001, 63(2): 127 ~ 148.
- Chen G Y, Bui T D. Multiwavelets denoising using neighboring coefficients[J]. IEEE Transactions on Signal Processing Letters, 2003, 10(7): 211 ~ 214.
- Chen G Y, Bui T D, Krzyzak A. Image denoising using neighbouring wavelet coefficients[J]. Integrated Computer-Aided Engineering, 2005, 12(1): 99 ~ 107.
- Nason G P, Silverman B W. The stationary wavelet transform and some statistical applications[A]. In: Antoniadis A ed. Lecture Notes in Statistics[C], Berlin: Springer Verlag, 1995, 103: 281 ~ 299.