

文章编号:1001-893X(2011)05-0067-04

基于小波和 NSCT 的图像自适应阈值去噪方法^{*}

杜超本¹,贾振红¹,覃锡忠¹,杨 杰²,胡英杰³,李殿均¹

(1.新疆大学 信息科学与工程学院,乌鲁木齐 830046;2.上海交通大学 图像处理与模式识别研究所,上海 200240;
3.新西兰奥克兰理工大学 知识工程与发现研究所,新西兰 奥克兰 1020)

摘 要:提出了一种基于小波和非下采样 Contourlet 变换(NSCT)相结合的图像自适应阈值去噪方法。先用小波估计噪声图像的噪声强弱,再根据噪声的强弱以及 NSCT 的分解特点及系数所在邻域的特性,给出不同尺度不同方向的自适应阈值。仿真实验结果表明,与小波硬阈值、Contourlet 硬阈值和基于非下采样 Contourlet 硬阈值去噪方法比较,该方法不仅提高了图像的峰值信噪比,减少了 Gibbs 现象,而且图像视觉效果也明显改善。

关键词:图像去噪;小波变换;NSCT;自适应阈值

中图分类号:TN919;TP751.1 **文献标识码:**A **doi:**10.3969/j.issn.1001-893x.2011.05.014

Adaptive Threshold for Image Denoising Based on Wavelet and Nonsubsampled Contourlet Transform

DU Chao-ben¹, JIA Zhen-hong¹, QIN Xi-zhong¹, YANG Jie², HU Ying-jie³, LI Dian-jun¹

(1.College of Information Science and Engineering, Xinjiang University, Urumuqi 830046, China;
2.Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China;
3.Knowledge Engineering and Discovery Research Institute, Auckland University of Technology,
Auckland 1020, New Zealand)

Abstract: A new local adaptive threshold estimation method for image denoising based on the wavelet transform (WT) and Nonsubsampled Contourlet Transform(NSCT) is proposed. The new method uses wavelet to estimate the noise strength of noisy images, then determines the shrinkage threshold according to the strength of noise, the neighbouring NCST coefficients, the scale of the coefficients and the noise level. Compared with the wavelet hard-thresholding, the contourlet hard-thresholding and the NSCT hard-thresholding denoising method, the proposed method can obviously reduce the Gibbs phenomenon and superiors both in vision and in PSNR(Peak Signal - to - Noise Ratio).

Key words: image denoising; wavelet transform; NSCT; adaptive threshold

1 引 言

在成像过程中,图像总是不可避免地受各种噪声的影响,图像去噪的一个重要任务就是去除噪声

的同时尽可能地保留图像的边缘和细节。在变换域去噪过程中,合理地选取阈值非常重要,直接影响到去噪效果。近年来,小波技术由于具备良好的时频特性,在实际中得到非常广泛的应用。在去噪领域

^{*} 收稿日期:2011-03-01;修回日期:2011-04-08

基金项目:科技部国际科技合作项目(2009DFA12870);教育部促进与美大地区科研合作与高层次人才培养项目

Foundation Item: International Cooperative Research Project of the Ministry of Science and Technology of China(2009DFA12870); Ministry of Education to Promote Scientific Cooperation with the United States with Large Areas of High-level Personnel Training Programs

中,小波理论也同样受到了许多学者的重视,Donoho 等人提出利用小波系数进行阈值去噪^[1],该方法对于一维信号的去噪效果比较好,由于小波变换缺乏方向性,对二维图像信号来说,小波变换不能最优表示图像中线和面的奇异性,使得小波变换在图像去噪中具有一定的局限性。为了克服小波变换的这一局限性,2002 年 Minh N. Do 和 Martin Vetterli 提出了一种具有多分辨的、局部的、多方向的二维图像的稀疏表示方法——Contourlet 变换^[2]。该变换对于图像的变换是真正的二维变换,变换的最终结果使用类似于轮廓段(Contour Segment)的基结构来逼近原图像,其基函数支撑区间 9 的长度比随尺度变化而变化,能以接近最优的方式描述图像边缘。但由于 Contourlet 本身缺乏平移不变性,从而导致图像去噪时奇异点周围存在 Gibbs 现象。故在此基础上,Cunha 和 M. N. Do 等人又给出了其下采样形式,即非下采样 Contourlet 变换(NSCT)^[3],并将其用于图像去噪。传统的 NSCT 域阈值去噪由于没有考虑到 NSCT 系数的领域相关性,会“过扼杀”NSCT 系数^[4]。本文以小波变换和 NSCT 变换为基础,根据 NSCT 系数所在邻域的特性^[5-6],对于边缘区域,以减小阈值来保留更多的边缘系数;本文提出了结合邻域信息的自适应阈值,对高频系数区域通过增加阈值来去掉更多的噪声。仿真实验结果表明,通过本文提出的方法能够得到较高的峰值信噪比(PSNR),其性能优于当前一些典型的去噪方法。

2 NSCT 域的自适应阈值图像去噪方法

2.1 NSCT

NSCT 是通过塔形方向滤波器组(PDFB)把图像分解成不同尺度不同方向上的带通方向子带,通过子带分解和方向分解来实现。首先,用 Laplacian (LP)金字塔分解对图像进行多尺度分解,以“捕获”奇异点,然后由方向滤波器组(DFB)将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数。为了保留轮廓变换的频率分割结构同时实现平移不变性,将原轮廓变换中对图像的下采样步骤去掉,即得到非下采样轮廓变换。非下采样轮廓变换主要由两个具有不变性的部分组成:第一,非下采样金字塔分解,保证了变换多次度特性;第二,非下采样方向滤波器组成,使变换具有多方向性。

不同于 Contourlet 变换,NSCT 采用的是非下采样的金字塔结构和方向滤波器组。非下采样的金字

塔结构主要是通过双通道的非下采样的二维滤波器组实现的。与传统 Contourlet 严格抽样滤波器及其重构条件相比,这种滤波器的设计及重构条件更加易于实现。方向滤波器(DFB)是通过交换 DFB 树结构每个双通道滤波器组的下采样和上采样并相应地对滤波器上采样实现的,因而 NSCT 具有平移不变性并且比 Contourlet 变换能更好地采集频率且具规律性。

2.2 阈值去噪

经典的阈值去噪算法一般假设系数间是相互独立的:将 NSCT 系数逐一与预先设定的阈值进行比较,如果系数的幅值大于阈值,则保留;若小于阈值,则置为零。阈值去噪算法是利用信号能量集中于少数变换系数的特点,该方法也称缩减法(Shrinkage),最早由 Donoho 等人提出^[1],分软阈值和硬阈值法,本文使用硬阈值法。

硬阈值方法为

$$x'(m, n) = \begin{cases} x(m, n), & |x(m, n)| \geq T' \\ 0, & |x(m, n)| < T' \end{cases} \quad (1)$$

式中, $x(m, n)$ 为软阈值处理前子块内的 NSCT 系数, $x'(m, n)$ 为进行硬阈值处理后的新的 NSCT 系数, T' 为所选择的阈值。

本文在 K-sigma 阈值^[5]的基础上,用改进的 K-sigma 阈值为阈值系数,改进后的阈值:

$$T_1 = (K_1 + \max(0, C - D - 1)) \times \sqrt{\sigma} \quad (2)$$

$$T_2 = (K_2 \times \sqrt{\max(0, C - D - 1)}) \times \sqrt{\sigma} \quad (3)$$

式中, σ 是 NSCT 域的噪声方差,NSCT 变换的非正交性导致了不同方向子带的噪声方差不相等,这里用鲁棒的中值估计子获得 σ :

$$\sigma = \frac{\text{Median}(|X_{l,j}|)}{0.6745} \quad (4)$$

$X_{l,j}$ 是 NSCT 分解后 l 尺度 j 方向的系数矩阵, C 是含噪声图像矩阵的标准差, D 是含噪声图像经过小波硬阈值去噪(CT)^[1]后的图像矩阵的标准差。在文献[5]中,对于高频系数, K 的选取方法是在尺度最细的一层令 $K = 4$,其它情况令 $K = 3$,对低频系数不作处理。这种方法中 K 的设置是针对 Curvelet 变换的,实验结果表明,对于 NSCT,这种 K 的选取方法并不是最优的。结合 NSCT 的特性,本文在对图像进行去噪时,对阈值系数 K 进行了修改,即对于高频系数,即尺度最细的一层令 $K_1 = 3.4$,而在其它层次令 $K_2 = 2.78$,对低频系数则不作处理。

2.3 邻域信息的自适应阈值

图像的 NSCT 系数之间存在着一定的相关性。

NSCT 变换后图像边缘的系数能量集中,幅值较大,则边缘区域内系数绝对值之和较大;而噪声能量分散,幅值较小,则区域内系数绝对值之和就较小。因此根据系数所在邻域的特性^[5-6],在 NSCT 变换后的每个子带图像内,对于边缘区域以较小的阈值来保留更多的系数,对噪声区域通过较大的阈值来去掉更多的噪声。

定义 $a(m,n)$,它由对子带内系数通过均值滤波器获得:

$$a(m,n)=\frac{1}{N}\sum_{(m,n)\in B}|X(m,n)|\tag{5}$$

式中, B 为子带内 NSCT 系数 $X(m,n)$ 的邻域,在本文中我们取 3×3 大小的窗口; N 为 B 中 NSCT 系数的个数。则本文中结合领域信息的自适应阈值表示为^[6]

$$T'=\{\lambda-\frac{E(a)-M(a)}{e^{a(m,n)}-M(a)}\lg(\lambda-1)\}T\tag{6}$$

式中, T 取 T_1 或 T_2 为 2.2 节中式(2)、式(3)得到的各子带内不同方向的初始阈值; $E(a)$ 为整个子带中 $a(m,n)$ 的均值;在文献[6]中 $M(a)$ 为整个子带中 $a(m,n)$ 的最小值,根据实验验证在本文中其并不是最优的,本文选择 $M(a)$ 为整个子带中 $a(m,n)$ 的最大值; λ 为大于 1 小于 2 的常数值,本文中取 1.06。

3 本文算法实现过程

- 本文去噪方法具体步骤如下:
- (1)对含噪图像进行小波硬阈值去噪(CT)^[1],计算出含噪图像的标准差 C 和小波硬阈值去噪后图像的标准差 D ,以获得本文式(2)、式(3)提出的初步的阈值与图像噪声标准差之间的关系;
 - (2)对含噪图像重新进行 NSCT 变换;
 - (3)用鲁棒的中值估计子估计每个子带的噪声方差,根据式(2)~(6)计算每个子带系数的自适应阈值,在尺度最细的一层令 $T=T_1$ 计算 T' ,而在其它层次令 $T=T_2$ 计算 T' ,对低频系数则不作处理;
 - (4)对不同尺度不同方向带通子带的 NSCT 系数根据上面三步计算得到的阈值 T' 结合式(1)进行硬阈值去噪得到处理后的系数 $x'(m,n)$;
 - (5)利用步骤 4 处理后的系数 $x'(m,n)$ 进行 NSCT 反变换,重建图像,得到去噪后的图像。

4 实验结果及分析

采用大小为 512×512 、256 级灰度的图像作为测试样本。在原始图像上添加具有零均值、标准差分别为 10、20、30、40、50 不同方差的高斯白噪声,并

对小波硬阈值去噪(WT)^[1]、Contourlet 硬阈值去噪(CT)、NSCT 域硬阈值去噪(NSCT)^[3],以及本文的去噪方法 4 种方法进行了比较,来说明本文算法对于图像去噪的有效性。试验中 Contourlet 及 NSCT 的分解级数均为 3 级,Contourlet 和 NSCT 的由粗分辨率到细分辨率分解方向分别为 4、8、16。表 1 是添加不同方差高斯噪声的图像利用不同方法去噪后的 PSNR 结果,图 1 是添加标准差为 20 的高斯白噪声的图像利用不同方法去噪后的效果图。

表 1 添加不同噪声标准差 σ 的图像利用不同方法去噪结果的 PSNR 值

Table 1 PSNR of the image denoising results using different methods when adding different noise standard deviation σ

算法	PSNR				
	$\sigma=10$	$\sigma=20$	$\sigma=30$	$\sigma=40$	$\sigma=50$
含噪图像	28.13	22.11	18.58	16.09	14.14
WT	27.41	23.12	21.09	19.86	18.93
CT	25.95	22.55	20.97	19.94	19.17
NSCT	29.46	25.42	23.49	22.27	21.32
本文算法	30.37	26.22	23.96	22.55	21.59

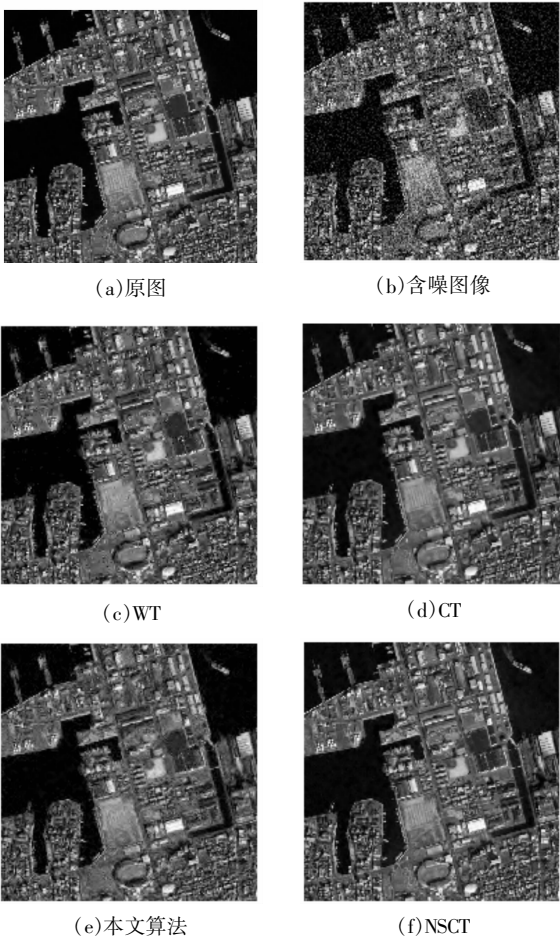


图 1 利用不同方法对含噪声的图像去噪
Fig.1 Denoising noisy image with different methods

从表 1 中可以看出,相对于其它方法,本文方法的 PSNR 都是最高的;相对于 NSCT 算法,当 $\sigma = 10$ 时本文方法 PSNR 提高了 0.91 dB;当 $\sigma = 20$ 时 PSNR 提高了 0.8 dB;当 $\sigma = 30$ 时 PSNR 提高了 0.47 dB。从图 1 中可以看出,小波硬阈值重构后的图像出现振铃、伪 Gibbs 效应等视觉失真。Contourlet 域去噪方法出现了较明显的栅格效应且平滑效果略显不足,本文的去噪算法效果相对较好。

综上所述,可得出如下结论:

(1)利用小波硬阈值去噪(WT)估计噪声的大小结合本文研究的阈值与图像噪声标准差之间的关系,更有利于阈值选取的准确性;

(2)利用 NSCT 变换具有各向异性、平移不变性、多方向选择性等诸多对图像去噪非常有利的优点,避免了振铃、伪 Gibbs 效应的出现,且有效地保持了原图中的方向和细节信息;

(3)在阈值处理过程中,结合了 NSCT 系数的邻域信息,采用了自适应阈值,根据单个系数幅值及其邻域系数幅值的大小,进一步提高了去噪图像的峰值信噪比。

因此,本文算法在图像去噪上相对于其它去噪算法具有一定的优势。

5 结 论

本文结合小波硬阈值去噪,在研究 NSCT 特性基础上,提出了一种基于 NSCT 域自适应阈值图像去噪方法。研究了阈值与图像噪声标准差之间的关系,结合 Contourlet 系数间的相关性,对噪声系数的处理除了考虑其本身的幅值大小外,还考虑其局部邻域系数的影响。仿真结果证明,该算法在图像去噪上能获得更好的视觉效果和更高的峰值信噪比,与在 NSCT 域用 Monte Carlo 估计噪声去噪相比,明显缩短了运算时间,但是相对于对小波硬阈值去噪(WT)、Contourlet 硬阈值去噪(CT)运算时间还是比较长,还需要进一步的研究。

参考文献:

- [1] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal special adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425 - 455.
- [2] Do M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient

directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091 - 2106.

- [3] Cunha A L da, Zhou J P, Do M N. The nonsampled Contourlet transform: Theory, design and application [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089 - 3101.
- [4] Shenqian W, Yuanhua Z, Daowen Z. Adaptive shrinkage denoising using neighbourhood characteristic [J]. Electronics Letters, 2002, 38(11): 502 - 503.
- [5] Jean - Luc Starck, Candes E J, Donoho D L. The curvelet transform for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(6): 670 - 684.
- [6] Li Kang, GAO Jinghui, WANG Wei. Adaptive Shrinkage for Image Denoising Based on Contourlet Transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(12): 995 - 999.

作者简介:

杜超本(1987—),男,陕西周至人,2005 获学士学位,现为硕士研究生,主要研究方向为图像处理;

DU Chao - ben was born in Zhouzhi, Shaanxi Province, in 1987. He received the B.S. degree in 2005. He is now a graduate student. His research direction is image processing.

Email: dcxjdxue@163.com

贾振红(1964—),男,河南洛阳人,1996 年获博士学位,现为教授、博士生导师,主要研究方向为光电器件及网络、图像处理和光传感器;

JIA Zhen - hong was born in Luoyang, Henan Province, in 1964. He received the Ph.D. degree in 1996. He is now a professor and also the Ph.D. supervisor. His research interests include optoelectronic devices and networks, image processing and optical sensors.

Email: jzh@xju.edu.cn

覃锡忠(1964—),男,1992 年获硕士学位,现为副教授,主要研究方向为信号与信息处理;

QIN Xi - zhong was born in 1964. He received the M.S. degree in 1992. He is now an associate professor. His research direction is signal and information processing.

杨 杰(1964—),男,1994 年获博士学位,现为教授、博士生导师,主要研究方向为图像处理、模式识别;

YANG Jie was born in 1964. He received the Ph.D. degree in 1994. He is now a professor and also the Ph.D. supervisor. His research interests include image processing, pattern recognition.

胡英杰(1972—),男,2009 年获博士学位,现为研究员,主要研究方向为人工智能;

HU Ying-jie was born in 1972. He received the Ph.D. degree in 2009. He is now a senior engineer of professor. His research direction is artificial intelligence.

李殿均(1985—),男,2005 获学士学位,现为硕士研究生,主要研究方向为图像处理。

LI Dian - jun was born in 1985. He received the B.S. degree in 2005. He is now a graduate student. His research direction is image processing.