

基于小波域的 Contourlet 变换法的自适应光学图像去噪算法研究

李东明¹ 盖梦野¹ 李超然¹ 张丽娟²

¹吉林农业大学信息技术学院, 吉林 长春 130118

²长春工业大学计算机科学与工程学院, 吉林 长春 130012

摘要 从图像噪声的统计特性出发, 结合贝叶斯萎缩法(BayesShrink)原理, 提出了基于小波域的 Contourlet 变换法的图像去噪方法。根据贝叶斯准则估计阈值 $T_{i,j}$, 并考虑邻域局部相关性, 改进阈值的自适应选取方法, 获得最优阈值 $T_{i,j}[\hat{\sigma}_x(LD)]$, 实现图像去噪, 同时分析文中算法的去噪的峰值信噪比(PSNR)和计算的复杂度。仿真实验证明, 与 DWT-NABayesShrink 去噪方法、DTCWT-BayesShrink 和 CbATD 去噪方法相比, 视觉效果和 PSNR 都有明显提高。

关键词 图像处理; 图像去噪; Contourlet 变换; 小波域; 贝叶斯萎缩法

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP52.111001

Research on Adaptive Optics Image Denoising Algorithm Based on the Wavelet-Based Contourlet Transform

Li Dongming¹ Gai Mengye¹ Li Chaoran¹ Zhang Lijuan²

¹School of Information Technology, Jilin Agriculture University, Changchun, Jilin 130118, China

²College of Computer Science and Engineering, Changchun University of Technology, Changchun, Jilin 130012, China

Abstract Based on the statistical property of image noise and combining with BayesShrink theory, a method of image denoising based on wavelet domain Contourlet transform is presented. Using BayesShrink theory to estimate the threshold, considering the local correlation of the neighborhood, then improving the adaptive method of selecting threshold, finally obtaining the optimal threshold $T_{i,j}[\hat{\sigma}_x(LD)]$, this algorithm has implement the image denoising. Furthermore, analyzing the peak signal to noise ratio (PSNR) and its computational complexity. The simulation results show that the superiority of this algorithm which has obviously improved the visual effect and PSNR when compared to DWT-NABayesShrink method, DTCWT-BayesShrink method and CbATD method.

Key words image processing; image denoising; Contourlet transform; wavelet domain; BayesShrink

OCIS codes 110.1758; 100.7410

1 引言

由于目标背景和系统自身的因素, 自适应光学(AO)图像中含有大量的噪声, 这些噪声来源于: 传感器件的内部噪声、量化噪声和传输通道的干扰等, 将导致目标图像畸变十分严重, 有碍于对目标的探测、跟踪与定位, 所以对自适应光学图像去噪处理势在必行。

近年来, 国内外学者提出了许多基于小波阈值的去噪算法。Donoho 等^[1]提出了一种通用阈值收缩法, Kaur 等^[2]讨论了一种子带自适应去噪方法, Chang 等^[3]基于贝叶斯原理研究自适应小波阈值图像去噪算法, Do 等^[4]对显微图像进行 Contourlet 变换达到图像去噪的效果。

然而上述图像去噪方法引入了其他的图像质量问题, 包括边界相关振铃现象及图像细节模糊, 且当图

收稿日期: 2015-02-15; 收到修改稿日期: 2015-03-15; 网络出版日期: 2015-08-25

基金项目: 吉林省教育厅“十二五”科学技术研究项目(201363, 2013145)

作者简介: 李东明(1979—), 男, 硕士, 副教授, 主要从事计算机视觉检测技术及光学图像处理方面的研究。

E-mail: ldm0214@163.com

像降质程度未知时,阈值估计缺乏自适应等缺点。本文提出了基于小波域的 Contourlet 变换(WBCT)的自适应光学图像去噪算法,并改进阈值自适应选取办法。

2 基于小波域的 Contourlet 变换模型

离散 Contourlet 变换是由拉普拉斯金字塔(LP)与方向滤波器组(DFB)相结合构成双层滤波器组结构,也称为塔形方向滤波器组^[6]。变换的具体过程:首先对图像进行 LP 变换实现多尺度分解,得到奇异点;然后由 DFB 分解将分布在同向的奇异点合成一个系数;最后将变换得到的最终结果采用类似于轮廓段的基结构来逼近原图像,其实现过程如图 1 所示。

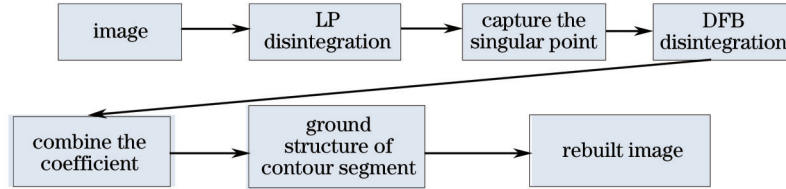


图 1 Contourlet 变换过程

Fig.1 Transformation process of Contourlet

提出了基于小波技术 Contourlet 变换具体过程:首先使用二维离散小波变换(2D DWT)产生 4 个方向子带 LL,HL,LH,HH,并使用 12 个方向由 1~12 标识,WBCT 具有严格采样性及包含的数据尺寸相同,有利于图像处理。

2.1 阈值的计算

AO 图像的加性噪声模型可定义为:

$$g(x,y) = f(x,y) + n(x,y), \quad (1)$$

式中 x 和 y 分别表示像素点水平和垂直方向的坐标, $f(x,y)$ 为无噪信号, $g(x,y)$ 为观测到的原始信号, $n(x,y)$ 为高斯白噪声,其均值为 0 方差为 σ^2 。去噪的目的就是从含噪图像 g 中恢复原始图像保持图像 f 的特征,优化均方差。

在 WBCT 算法中,选择阈值函数和阈值是至关重要的。常用的阈值处理函数有硬阈值函数和软阈值函数,本研究中选择软阈值函数。软阈值函数为:

$$\delta_s(x) = \begin{cases} x - T, & x > T \\ x + T, & x < -T \\ 0, & -T \leq x \leq T \end{cases}, \quad (2)$$

式中 $\delta_s(x)$ 表示软阈值函数, T 为阈值。采用文献[4]的贝叶斯估计准则来估计阈值,其表达式为:

$$T_{ij} = \frac{\hat{\sigma}_v^2}{\hat{\sigma}_x}, \quad (3)$$

式中 T_{ij} 表示阈值的估计值, i 和 j 分别表示子带分解的水平方向和垂直方向, $\hat{\sigma}_v^2$ 是噪声信号的方差估计, $\hat{\sigma}_x$ 是无噪信号的方差估计。

将(1)式进行 WBCT 变换:

$$C_{ij} = X_{ij} + V_{ij}, \quad (4)$$

式中 C_{ij} 表示输入图像 $g(x,y)$ 的 Contourlet 变换分解后的子带系数, X_{ij} 表示真实图像 $f(x,y)$ 的小波分解后的子带系数, V_{ij} 表示噪声 $n(x,y)$ 的 Contourlet 变换分解后的子带系数。

因为图像 $f(x,y)$ 和噪声 $n(x,y)$ 相互独立,根据(4)式得:

$$\sigma_c^2 = \sigma_x^2 + \sigma_v^2, \quad (5)$$

式中 σ_c^2 表示输入图像的方差, σ_v^2 表示噪声方差, σ_x^2 表示真实图像方差。噪声方差 σ_v^2 是由第一个子带 HH₁ 的系数估计的,其表达式为:

$$\hat{\sigma}_v^2 = \frac{\text{Median}(|C_{ij}|)}{0.6745}, \quad C_{ij} \in \text{HH1}, \quad (6)$$

式中 $\hat{\sigma}_v^2$ 表示对噪声方差 σ_v^2 的估计值, $M(|C_{ij}|)$ 表示给定数值 $|C_{ij}|$ 中值的函数, HH1 表示第一个子带。

实验证明,贝叶斯萎缩法(BayesShrink)去噪效果得到改进,但假设小波系数是独立的,没有考虑到系数间的相关性,所以需要进一步改进该方法。

2.2 阈值的自适应选取

根据中心极限定理,Contourlet分解后的子带系数 $C_{i,j}$ 服从广义高斯分布, BayesShrink 去噪中估计子带的含噪图像方差 σ_c^2 估计公式为:

$$\hat{\sigma}_c^2 = \frac{1}{m \times n} \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^n [C_{i,j}(k,l)]^2, \quad (7)$$

式中 σ_c^2 表示子带 $C_{i,j}$ 的方差, $\hat{\sigma}_c^2$ 是其估计; 参数 $k=1,2,\dots,m$, 参数 $l=1,2,\dots,n$, 图像大小为 $m \times n$ 的二维信息。

σ_c^2 依赖于子带内的所有系数,为了考虑系数的局部性和领域相关性,根据图像特性自适应的去噪,采用 WBCT 对图像进行分解,尽可能地保留图像各个方向的边缘、纹理等细节信息。

采用邻域窗口对小波系数进行处理,即通过计算窗口内的含噪图像方差估计当前系数的含噪图像方差。邻域窗口是边长为 N 的正方形,其中心是当前系数, N 的单位是垂直或水平方向上相邻小波系数的间隔, N 的取值可以是 $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7, 9 \times 9$ 等^[6]。假设尺寸大小为 $m \times n$ 的子带内,小波系数集合为 $\{w_{p,q}\}$, 邻域窗口大小为 $N \times N$, 中心位置的小波系数为 $w_{p,q}$, 窗口内含噪图像的方差估计 $\hat{\sigma}_{c,p,q}^2$ 为:

$$\hat{\sigma}_{c,p,q}^2 = \frac{1}{N^2} \sum_{k,l=1}^N |C_{i,j}(k,l)|^2 \frac{\delta y}{\delta x}, \quad (8)$$

式中 $C_{i,j}(k,l)$ 表示邻域窗口内小波系数的集合参数, N 表示垂直或水平方向上相邻小波系数的间隔, 参数 k 和 l 的取值范围是 $1 \sim N$ 。

在 $m \times n$ 的子带内,定义含噪图像的邻域方差估计如下:

$$\hat{\sigma}_c^2(LD) = \frac{1}{m \times n} \sum_{p=1}^m \sum_{q=1}^n \hat{\sigma}_{c,p,q}^2, \quad (9)$$

式中 $\hat{\sigma}_c^2(LD)$ 表示含噪图像的邻域方差估计,子带大小为 $m \times n$, $\hat{\sigma}_{c,p,q}^2$ 表示窗口内含噪图像的方差估计,参数 p 和 q 的取值范围分别为 $1 \sim m$ 和 $1 \sim n$ 。

根据(8)式和(9)式估计的 AO 图像邻域方差不是依赖于子带内所有系数,而是基于邻域系数的,满足邻域局部特性,因此该方法计算的无噪图像邻域方差 $\hat{\sigma}_x^2(LD)$ 具有邻域局部的相关性。

由(5)式可求出无噪图像的邻域方差估计 $\hat{\sigma}_x^2(LD)$ 为:

$$\hat{\sigma}_x^2(LD) = \hat{\sigma}_c^2(LD) - \hat{\sigma}_v^2 = \frac{1}{m \times n} \sum_{p=1}^m \sum_{q=1}^n \hat{\sigma}_{c,p,q}^2 - \frac{\text{Median}(|C_{i,j}|)}{0.6745}, \quad (10)$$

式中 $\hat{\sigma}_x^2(LD)$ 表示无噪图像的邻域方差估计, $\hat{\sigma}_c^2(LD)$ 表示含噪图像的邻域方差估计, $\hat{\sigma}_v^2$ 表示对噪声方差 σ_v^2 的估计值。

为了防止(10)式中 $\hat{\sigma}_x^2(LD)$ 出现负值,进一步修正(10)式为:

$$\hat{\sigma}_x^2(LD) = \max[\hat{\sigma}_c^2(LD) - \hat{\sigma}_v^2, 0]. \quad (11)$$

修改(3)式,得到 WBCT 自适应去噪最优阈值估计为:

$$T_{i,j}[\hat{\sigma}_x(LD)] = \frac{\hat{\sigma}_v^2}{\hat{\sigma}_x(LD)} = \frac{\hat{\sigma}_v^2}{\sqrt{\max\{\hat{\sigma}_c^2(LD) - \hat{\sigma}_v^2, 0\}}}, \quad (12)$$

式中 $T_{i,j}[\hat{\sigma}_x(LD)]$ 表示提出的 WBCT 自适应去噪最优阈值的估计值, i 表示 WBCT 变换系数的分解尺度, j 表示 WBCT 变换系数的分解方向, $\hat{\sigma}_x^2(LD)$ 表示无噪图像的邻域方差估计, $\hat{\sigma}_c^2(LD)$ 表示含噪图像的邻域方差估计, $\hat{\sigma}_v^2$ 表示对噪声方差 σ_v^2 的估计值, \max 表示求 2 个数中较大值函数。

图像去噪算法的阈值是基于含噪图像数据进行统计分析获得的,在 WBCT 变换系数不同分解尺度 i 和不同方向 j 上选择自适应最优阈值 $T_{i,j}[\hat{\sigma}_x(LD)]$ 实现去噪,提高了 WBCT 变换去噪算法的自适应性,可以使观测的 AO 图像获得更好的去噪效果。

3 基于WBCT的AO图像去噪算法

算法的具体实现步骤如下:

- 1) 对AO图像进行多尺度基于小波域的Contourlet变换,获得尺度*i*和方向*j*上的子带系数 $C_{i,j}$;
- 2) 根据(6)式估计出噪声方差 σ_v^2 ;
- 3) 对*N*个子带系数(低通子带系数除外)进行下面的处理:
 - a) 对每个WBCT系数,根据(9)式计算出相应邻域窗口内含噪图像的方差估计 $\sigma_c^2(LD)$;
 - b) 求出所有系数的含噪图像方差的平均值,根据该平均值估计这个子带的含噪图像的邻域方差;
 - c) 根据(12)式估计子带系数 $C_{i,j}$ 的最优阈值 $T_{i,j}$;
 - d) 对子带系数 $C_{i,j}$ 应用(2)式的软阈值函数,得到处理后的系数 $\tilde{C}_{i,j}$ 。
- 4) 对修正后的系数 $\tilde{C}_{i,j}$ 进行WBCT逆变换得到去噪后的AO图像。

根据(12)式可知,算法在估算阈值时考虑了邻域局部相关性,算法的时间复杂度为 $O(|g|)$,与观测含噪图像*g*成线性关系。

4 仿真实验

实验结果的客观评价标准采用峰值信噪比(PSNR)和计算时间两个指标进行衡量,PSNR的单位为dB,计算时间的单位为s。测试图像选自文献[7],选择三幅原始图像,如图2所示。将图2(a)的原始图像加入零均值的高斯白噪声,噪声标准差为25,产生的噪声图像如图2(b)所示。

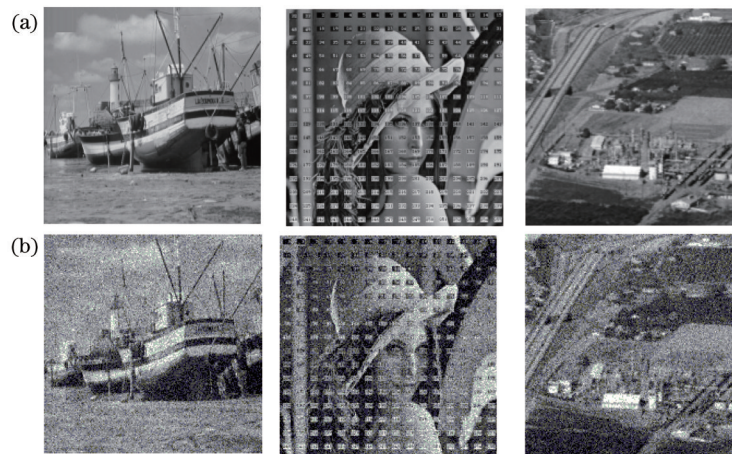


图2 (a) 原始图像及 (b) 噪声图像

Fig.2 (a) Original images and (b) noise images

在实验中,选择的邻域窗口分别为 3×3 , 5×5 , 7×7 和 9×9 4个不同尺寸,基于小波域的BayesianShrink去噪后图像的PSNR的实验结果如表1所示。

表1 三幅噪声图像在邻域窗口不同大小时PSNR值对比图

Table 1 PSNR comparison chart of three noise images with different neighborhood window sizes

$\sqrt{\sigma_v^2}=25$	3×3	5×5	7×7	9×9
Finshing boat	27.3508	28.3672	28.5817	28.7190
256 level Lenna	26.7453	27.0365	27.1635	27.0875
Chemical plant	28.0268	28.2772	28.6332	28.5211

由表1看出,渔船图像使用局部邻域窗口尺寸为 7×7 和 9×9 的去噪效果最佳,图像256 level莱娜图和化学工厂图使用局部邻域窗口尺寸为 7×7 的去噪效果优于其他尺寸的邻域窗口的去噪效果。所以,在图像去噪实验中,选择局部邻域窗口的尺寸为 7×7 。

为了验证去噪算法的有效性,将对DWT-NABayesShrink^[8]、CbATD^[9]、DTCWT-BayesShrink^[10]3种去噪算法,如表2所示。从表2中可以看出,算法对图像去噪取得了较高的PSNR,这说明算法能够有效地去除图像噪声。但从计算时间实验结果可知,去噪算法的计算量比其他3种去噪算法略大,今后将进一步改进算

法的执行效率。

表2 不同算法去噪后图像的PSNR(dB)数据和计算时间对比

Table 2 Comparison of PSNR (dB) and computation time for different algorithms to images denoising

Image	DWT-NABayesShrink		CbATD		DTCWT-BayesShrink		Our algorithm	
	PSNR	Computing time /s	PSNR	Computing time /s	PSNR	Computing time /s	PSNR	Computing time /s
Finshing boat	30.0985	2.6	31.5998	3.1	31.7856	3.4	32.01452	3.9
256 level lenna	33.9765	3.5	34.2506	3.7	34.2162	3.6	34.8725	3.8
Chemical plant	32.8603	2.9	33.6633	3.4	33.4983	3.7	34.1092	3.6

为了验证算法去噪的视觉效果,以噪声水平为25 dB的化学工厂图像为例,比较这4种算法图像去噪的视觉效果,如图3所示。

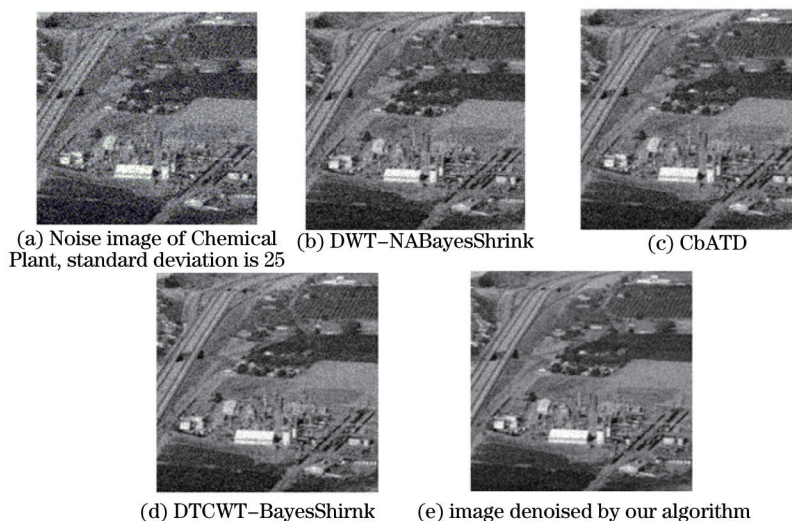


图3 去噪算法比较

Fig.3 Comparion for image-denoising algorithms

5 结 论

将多尺度、多方向 Contourlet 变换的思想引入自适应光学图像去噪过程,并结合 BayesShrink 理论,提出了基于小波域的 Contourlet 变换的图像自适应阈值去噪算法。在实验过程中,选择局部邻域窗口的尺寸为 7×7 ,与 DWT-NABayesShrink、CbATD、DTCWT-BayesShrink 3种去噪算法比较,由仿真实验可知,去噪算法自适应性更强,具有更高的峰值信噪比,视觉效果更清晰,特别对边缘恢复和线性结构微弱的情况特别有效。

参 考 文 献

- 1 D Donoho, I M Johnstone. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 36(8): 425-450.
- 2 Kaur L, Gupta S, Chauhan R C. Image denoising using wavelet thresholding[J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 2002.
- 3 S G Chang, Bin Yu, Martin Vetterli. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. IEEE Trans Image Processing, 2000, 9(9): 1535-1545.
- 4 M N Do, M Vetterli. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- 5 Zhang Jingjing, Fang Yonghua. Novel denoising method for remote sensing image based on Contourlet transform[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(3): 462-466.
- 6 张晶晶, 方勇华. 基于 Contourlet 变换的遥感图像去噪新算法[J]. 光学学报, 2008, 28(3): 462-466.
- 7 Zhang Wenwen. Research on Image Denoising Algorithm Based on Transform Domain[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013: 15-25.
- 8 张稳稳. 基于变换域的图像去噪算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2013: 15-25.

- 7 USC-SIPI Image Database[DB/OL]. [2015-7-9]<http://sipi.usc.edu/database>
- 8 Gong Xiaolin, Mao Ruiquan, Liu Kaihua. Threshold denoising method for wavelet image based on adaptive neighborhood coefficient[J]. Computer Engineering, 2010, 36(11): 206-208.
宫霄霖, 毛瑞全, 刘开华. 基于自适应邻域系数的小波图像阈值降噪[J]. 计算机工程, 2010, 36(11): 206-208.
- 9 Chen Bo. The Theory and Algorithms of Adaptive Optics Image Restoration[D]. Zhengzhou: Information Engineering University, 2008.
陈 波. 自适应光学图像复原理论与算法研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2008.
- 10 Yang Guodong, Yan Qianshi. Denoising technology for the dual-tree complex wavelet image based on Bayesian estimation [J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2009, 23(3): 75-98.
杨国梁, 闫谦时. 基于贝叶斯估计的双树复小波图像降噪技术[J]. 西安工程大学学报, 2009, 23(3): 75-98.

栏目编辑: 韩 峰