

基于 Contourlet 变换和改进 NeighShink 的图像去噪^{*}

张雷^{1,2}, 康宝生¹, 李洪安¹

(1. 西北大学 信息科学与技术学院, 西安 710127; 2. 运城学院 公共计算机教学部, 山西 运城 044000)

摘要: 为了有效去除图像噪声且能更好地保护图像细节, 提出一种基于 Contourlet 变换和改进 NeighShink 的图像去噪方法。首先将图像进行 Contourlet 变换, 利用 stein 无偏风险估计在各尺度各方向子带上进行启发式阈值估计; 然后根据邻域窗能量将低能量系数置 0, 高能量系数采用近似最大似然估计法估计其方差, 再用最小均方误差准则得到真实系数的估计; 最后进行邻域系数收缩。实验表明, 该方法能有效地去除图像中的噪声, 获得更高的峰值信噪比, 并且图像的边缘细节得到很好的保护。

关键词: Contourlet 变换; 邻域收缩; 图像去噪; 无偏风险估计

中图分类号: TP751

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2014)04-1267-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2014.04.075

Image de-nosing based on Contourlet transform and improved NeighShink

ZHANG Lei^{1,2}, KANG Bao-sheng¹, LI Hong-an¹

(1. School of Information Science & Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China; 2. Public Computer Teaching Dept., Yuncheng University, Yuncheng Shanxi 044000, China)

Abstract: In order to eliminate the noise in the image effectively and to protect the image detail better, this paper proposed a new method for image denosing based on Contourlet transform and improved NeighShink. It used the stein unbiased risk estimating in the directional subband of each scale for heuristic estimating after Contourlet transform of image, then according to neighboring window energy, set the low energy coefficient to 0. It used approximate maximum likelihood estimation method to estimate the variance of the high energy coefficient, after then used a minimum mean square error criterion to get real coefficient estimates. Finally it carried on the neighboring coefficient shrinkage. Experiment on image denoising shows that the method can eliminate the noise in image effectively and get a higher peak signal to noise ratio, and the image detail can be well protected.

Key words: Contourlet transform; neighboring shrinkage; image de-nosing; unbiased risk estimate

在图像去噪方面, 常用方法是利用小波变换具有的时频局部化特性, 将信号能量集中到少数小波系数上, 而白噪声在任何正交基上的变换仍然是白噪声, 因此选择合适的阈值对小波系数进行阈值处理就可以达到去噪的目的^[1,2]。Chen 等人^[3]提出了 NeighShink 方法, 该方法利用小波系数之间的依赖关系, 在进行阈值处理时考虑其周围系数的分布特点, 提高了图像的去噪效果, 但是对于二维图像信号, 小波变换去噪会在图像边缘和细节处产生一定程度的平滑现象, 使得轮廓不够清晰。Contourlet 变换^[4]是一种图像二维稀疏表示方法, 它继承了小波变换的时频特性, 同时具有多分辨率性、局部时频性和各向异性^[5,6]。因此, 本文在 Contourlet 变换的基础上, 利用 NeighShink 中邻域窗能量^[7]将系数进行大小区分, 并对大能量系数进行更为准确的估计, 实验结果表明该方法能有效地去除图像中的噪声, 并且能够很好地保护图像的边缘细节。

组(pyramidal directional filter bank, PDFB)^[9]。与小波变换不同, 其基函数的支撑区间是随尺度而长宽变化的长条形结构^[10], 因此对边缘细节较多的图像可以很好地逼近。

首先利用拉普拉斯金字塔进行多尺度分解, 用来捕捉奇异点, 把原始图像分解为低通子带和带通子带, 然后用方向滤波器组将带通子带分解为 2^n 个方向子带, 使分布在同一方向上的奇异点合成一个系数, 从而实现图像的多分辨率、多方向分解^[11,12]。图 1 为 Contourlet 变换的分解流程, 图 2 为 Contourlet 变换的频率分解图。

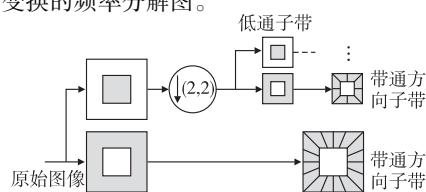


图1 Contourlet 变换分解流程

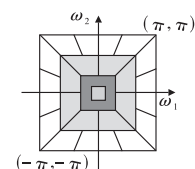


图2 Contourlet 变换频率分解

1 Contourlet 变换

Contourlet 变换由拉普拉斯塔式分解 (laplacian pyramid, LP)^[8]和方向滤波器组 (directional filter banks, DFB) 实现的一种多分辨、局域、方向的图像表示方法, 也称为塔型方向滤波器

2 NeighShink 方法

2001 年, Cai 等人^[13]提出了邻域系数收缩估计方法。假设 $w_{i,j}$ 是一维有噪声的小波系数, 令

收稿日期: 2013-05-06; 修回日期: 2013-06-27 基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61272286)

作者简介: 张雷 (1980-), 男, 山西临猗人, 博士研究生, 主要研究方向为计算机图形图像、信息处理等 (zhanglei0359@126.com); 康宝生 (1961-), 男, 教授, 博导, 博士 (后), 主要研究方向为计算机辅助几何设计、图形图像、多媒体技术等; 李洪安 (1978-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为计算机图形图像、信息处理等。

$$S_{i,j}^2 = w_{i,j-1}^2 + w_{i,j}^2 + w_{i,j+1}^2 \quad (1)$$

则系数的收缩估计为

$$\hat{w}_{i,j} = w_{i,j} \times \max(0, 1 - \frac{\lambda^2}{S_{i,j}^2}) \quad (2)$$

其中: λ 是 universal 阈值^[14], 即

$$\lambda = \hat{\sigma} \sqrt{2 \log(N)} \quad (3)$$

其中: N 为信号长度, 估计噪声标准差 $\hat{\sigma}$, 即

$$\hat{\sigma} = \frac{\text{median}(|w_{i,j}|)}{0.6745} \quad w_{i,j} \in \text{subband HH}_1 \quad (4)$$

Chen 等人^[3] 将上述估计方法应用于二维图像, 提出了 NeighShink 法。对于子带每个系数 $w_{i,j}$, 考虑一个邻域窗口 $N_{i,j}$, 窗口尺寸可以是 3×3 、 5×5 、 7×7 等。相应地, $S_{i,j}^2$ 的计算为

$$S_{i,j}^2 = \sum_{m,n \in N_{i,j}} w_{m,n}^2 \quad (5)$$

3 基于 Contourlet 变换和改进 NeighShink 的图像去噪

3.1 启发式阈值选择

假设子带为 s , 要选择 λ^s 和邻域窗口尺寸 L^s , 使 stein 无偏风险估计 (stein unbiased risk estimation, SURE)^[15] 最小化, 即

$$(\lambda^s, L^s) = \underset{\lambda, L}{\text{argmin}} \text{SURE}(w_s, \lambda, L) \quad (6)$$

其中: $\text{SURE}(w_s, \lambda, L) = N_s + \sum_n \|g_n(w_n)\|_2^2 + 2 \sum_n \frac{\partial g_n}{\partial w_n}$ (7)

N_s 是子带 s 系数个数, $g(w_n) = \{g_n\}_{n=1}^{N_s} = \hat{\theta}_s - w_s$, $\hat{\theta}_s$ 是对系数 w_s 的估计。根据式(2)可得

$$g_n(w_n) = \hat{\theta}_n - w_n = \begin{cases} -\frac{\lambda^2}{S_n^2} w_n & \lambda^2 < S_n^2 \\ -w_n & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

$$\|g_n(w_n)\|_2^2 = \begin{cases} \frac{\lambda^4}{S_n^2} w_n^2 & \lambda^2 < S_n^2 \\ w_n^2 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

$$\frac{\partial g_n}{\partial w_n} = \begin{cases} -\lambda^2 \frac{S_n^2 - 2w_n^2}{S_n^4} & \lambda^2 < S_n^2 \\ -1 & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

$$\text{令} \quad \begin{cases} \|s\|_2 = \max\{\sqrt{T_{s'} \times s}\} \\ \alpha = \frac{\|s\|_2^2 - N_s}{N_s} \\ \beta = \frac{(\log_2 N_s)^{\frac{3}{2}}}{\sqrt{N_s}} \end{cases} \quad (11)$$

则阈值估计为

$$\lambda = \begin{cases} \sqrt{2 \log N_s} & \alpha < \beta \\ \min\{\lambda^s, \sqrt{2 \log N_s}\} & \alpha \geq \beta \end{cases} \quad (12)$$

3.2 邻域窗能量划分与系数估计

根据式(5)计算每个系数的邻域窗能量。图像中的边缘、纹理等对应的系数的邻域窗能量比较大, 而平滑区域对应的系数的邻域窗能量则较小^[16], 由此将系数进行大小划分:

$$w_{i,j} = \begin{cases} \text{large} & S_{i,j}^2 > \lambda^2 \\ \text{small} & S_{i,j}^2 \leq \lambda^2 \end{cases} \quad (13)$$

小能量系数直接置 0, 对于大能量系数, 它代表了图像的重要特征信息, 因此应精确地对其进行估计。假设当前系数为 w_i , 方差为 σ_i^2 , 利用近似的最大似然估计, 有

$$\hat{\sigma}_i = \underset{\sigma_i^2 \geq 0, w_i \in N_i}{\text{argmax}} \prod P(w_i | \sigma_i^2) = \max(0, \frac{1}{|N_i|} \sum_{w_i \in N_i} w_i^2 - \sigma^2) \quad (14)$$

将式(5)代入式(14), 得

$$\hat{\sigma}_i = \max(0, \frac{S_i^2}{|N_i|} - \sigma^2) \quad (15)$$

根据估计的 $\hat{\sigma}_i$, 利用最小均方误差准则估计得到

$$\hat{w}_i = \frac{\hat{\sigma}_i^2}{\hat{\sigma}_i^2 + \sigma^2} w_i \quad (16)$$

4 实验分析

选用三幅 512×512 的标准测试图像 (Lena、baboon、Barbara) 叠加高斯噪声进行实验, 如图 3 所示。实验中选择 9-7 塔式分解和 pkva 方向滤波器组, 分解尺度为三级, 分解层数为 $[2, 3, 3]$, 三个尺度的子带数分别为 4、8、8。

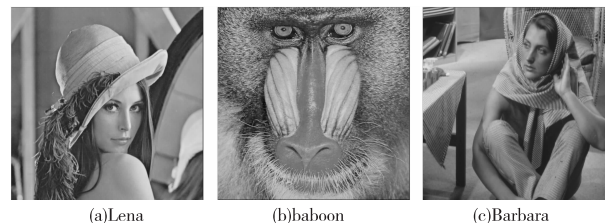


图3 测试图像

4.1 客观评价

分别给每幅图像添加均值为 0, 不同方差的高斯噪声, 将图像进行 Contourlet 变换, 分别用 VisuShink、NeighShink、基于 Wavelet 变换的 NeighShink 方法以及本文方法进行去噪。根据峰值信噪比 (PSNR) 来衡量降噪效果, 其定义为

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{\text{MSE}} \right) \quad (17)$$

其中: MSE 为均方误差。其定义为

$$\text{MSE} = \frac{1}{M} \times \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f'(i,j) - f(i,j)]^2 \quad (18)$$

不同方法处理之后图像的峰值信噪比如表 1 所示。从表 1 可以看出, 由于 NeighShink 方法利用系数及其邻域系数之间的相关性, 相对于 VisuShink 方法提高了去噪效果, 基于 Wavelet 变换的 NeighShink 方法随着噪声的增大, 去噪效果迅速降低。本文方法不仅考虑系数与其邻域之间的依赖性, 而且将子带系数按照其邻域窗能量进行进一步细分, 并且利用最小均方误差准则对系数进行更加准确的估计, 从而提高了去噪效果。

表1 不同方法峰值信噪比

图像	PSNR/dB				
	噪声图像	Contourlet VisuShink	Contourlet NeighShink	Wavelet NeighShink	本文方法
Lena	22.151	26.323	29.814	29.972	30.364
	20.234	25.859	28.794	28.757	29.139
	18.715	25.461	27.919	27.815	28.222
	17.45	25.177	27.279	26.913	27.401
baboon	22.109	20.571	23.396	23.848	24.631
	20.214	20.324	22.642	22.962	23.783
	18.641	20.176	21.88	22.327	23.071
	17.357	20.053	21.472	21.754	22.477
Barbara	22.141	23.297	27.301	27.402	28.708
	20.251	22.963	26.221	26.115	27.457
	18.744	22.722	25.356	25.118	26.435
	17.461	22.55	24.728	24.332	25.593

4.2 主观评价

图 4 显示了图像 baboon 在 PSNR = 18.641 时不同方法的去噪效果, 为了更好地比较, 将图像的局部细节进行放大, 图 5 为眼睛部分局部放大, 图 6 为嘴巴部分局部放大。

可以看出,VisuShink 方法降噪之后的图像比较模糊,过于平滑,丢失了过多的细节。NeighShink 方法相对于 VisuShink 方法图像较为清晰,但在一些细节方面也比较模糊。本文方法去噪之后图像的视觉效果明显优于其他方法,不仅清晰,而且较好地保留了更多细节。

5 结束语

本文主要是将 Contourlet 变换和改进 NeighShink 相结合进行图像去噪,主要有以下特点:a) 在每个方向子带上基于 SURE 进行启发式阈值选择来减小误差;b) 根据邻域窗能量大小将系数进一步细分,并进行不同的收缩处理;c) 对大能量系数利用最大似然估计和最小均方误差得到系数更准确的估计。实验表明,本文方法提高了去噪效果,且视觉效果较好。

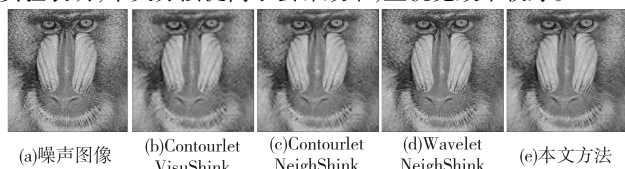


图4 图像 baboon 在 PSNR = 18.641 时去噪结果比较

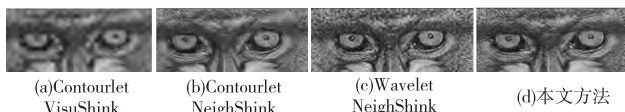


图5 眼睛局部图像

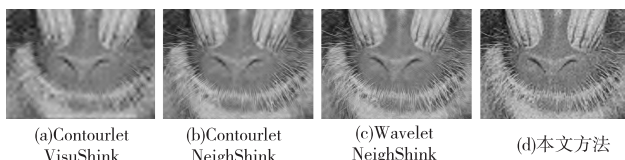


图6 嘴巴局部图像

参考文献:

- [1] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, 81(3):425-455.
- [2] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1995, 90(432):1200-1224.
- [3] CHEN G Y, BUI T D, KRZYSAK A. Image denoising with neighbour dependency and customized wavelet and threshold[J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(1):115-124.
- [4] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2005, 14(12):2091-2106.
- [5] DO M N, VETTERLI M. Contourlets: a directional multi-resolution image representation[C]//Proc of IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2002:357-360.
- [6] PO D D, DO M N. Directional multiscale modeling of images using the Contourlet transform[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2006, 15(6):1610-1620.
- [7] 何雅丽,杨恢先,李利,等. 邻域窗能量平均的 Contourlet 变换自适应阈值去噪算法[J]. *计算机应用*, 2012, 32(5):1286-1288.
- [8] BURT P J, ADELSON E H. The Laplacian pyramid as a compact image code[J]. *IEEE Trans on Communications*, 1983, 31(4):532-540.
- [9] 白璘,刘盼芝,李光. 一种基于 Contourlet 变换的高光谱图像压缩算法[J]. *计算机科学*, 2012, 39(11A):395-397.
- [10] 杨家红,许灿辉,王耀南. 基于 Contourlet 广义高斯模型的纹理图像检索[J]. *中国图象图形学报*, 2007, 12(4):691-694.
- [11] 王佳奕,葛玉荣. 基于 Contourlet 变换和支持向量机的纹理识别方法[J]. *计算机应用*, 2013, 33(3):677-679.
- [12] 蒋玉峰,陈杰,王彦杰,等. 一种基于 Contourlet 变换的气象图像增强算法[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(30):187-192.
- [13] CAI T T, SILVERMAN B W. Incorporating information on neighbouring coefficients into wavelet estimation[J]. *The Indian Journal of Statistics, Series B*, 2001, 63(2):127-148.
- [14] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. *IEEE Trans Theory*, 1995, 41(3):613-627.
- [15] 周登文,申晓留. 邻域小波系数自适应的图像降噪[J]. *中国图象图形学报*, 2008, 13(11):2112-2116.
- [16] 李柯材,张曦煌. 先优化后分类改进的小波域图像去噪方法[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(8):186-189.
- [1] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking-learning-detection[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7):1409-1422.
- [2] BABENKO B, MING-HSUAN Y, BELONGIE S. Robust object tracking with online multiple instance learning[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(8):1619-1632.
- [3] GRABNER H, BISCHOF H. On-line boosting and vision[C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2006:260-267.
- [4] SALT I, CAVALLARO A, Di STEFANO L. Adaptive appearance modeling for video tracking: survey and evaluation[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2012, 21(10):4334-4348.
- [5] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2000:142-149.
- [6] SHEN Hong-ying, SUN Shui-fa. Comparative study of color feature for particle filter based object tracking[C]//Proc of IEEE International Conference on Machine Learning and Computing. 2012:1104-1110.
- [7] VIOLA P, JONES M. Robust real-time object detection[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 57(2):137-154.
- [8] HEIKKILA M, PIETIKAINEN M. A texturebased method for modeling the background and detecting moving objects[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(4):657-662.
- [9] BoBoT-bonn benchmark on tracking Web site [EB/OL]. <http://www.iai.uni-bonn.de/~kleind/tracking/index.html>.
- [10] GRABNER H, LEISTNER C, BISCHOF H. Semi-supervised on-line boosting for robust tracking[C]//Proc of the 10th European Conference on Computer Vision. 2008:234-247.

(上接第 1263 页)

4 结束语

本文针对传统基于 Haar-like 特征的 on-line boosting 跟踪算法在特征池构建与更新时的随机性及跟踪效率较低的问题,提出了结合目标纹理信息产生更精简特征池的算法。该算法汲取了用于纹理分析的灰度共生矩阵的特点,将方向纹理熵与 Haar-like 特征类型对应起来,提出了结合方向纹理熵的 Haar-like 特征在线 boosting 跟踪算法。经实验验证,本算法具有较强的有效性和实时性,相比传统方法,本算法的鲁棒性更好,而且更具灵活性和适应性。但算法对目标遮挡问题的鲁棒性还有待提高,主要是由于算法在有遮挡时会把背景当做正样本参与训练,导致错误累积,最终跟踪丢失,半监督的学习可以有效改善这一问题^[10];另外,可以同时考虑背景和目标的纹理信息共同指导特征池的构建和更新。

参考文献: