

# 一种基于 Contourlet 变换的图像去噪方法

李 瑶,董 瑞,何 韬,梁 栋

(安徽大学 计算智能与信号处理教育部重点实验室,安徽 合肥 230039;

安徽大学 电子科学与技术学院,安徽 合肥 230039)

**摘 要:**在变换域阈值去噪过程中,阈值的选取和阈值处理方法至关重要。提出一种基于 contourlet 变换的图像去噪方法。采用分层阈值,为每一级 contourlet 系数选取一个阈值。阈值处理中给出一种基于邻域的阈值处理方法,不仅考虑单个系数幅值的大小,而且考虑它的邻域系数幅值的大小。同时为了抑制在去噪图像边缘附近的伪吉布斯效应,引入 cycle spinning 来抑制这种图像失真。实验结果表明,利用文中去噪方法进行去噪比其他方法得到更好的视觉效果和更高的 PSNR 值。

**关键词:**contourlet 变换;分层阈值;cycle spinning;图像去噪

**中图分类号:**TP391

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2007)03-0081-03

## A Method for Image Denoising Based on Contourlet Transform

LI Yao,DONG Rui,HE Tao,LIANG Dong

(Ministry of Education Key Lab. of IC & SP, Anhui University, Hefei 230039, China;

School of Electronic Science & Technology, Anhui University, Hefei 230039, China)

**Abstract:** A method for image denoising based on the contourlet transform is proposed in this paper. Resolution-dependent thresholding is used to set a threshold for each stage of contourlet coefficients. A thresholding operator based on the neighborhood is introduced in the thresholding, considering not only the magnitude of a single coefficient but also the magnitudes of the coefficients in its neighborhood. Because the transform is shift-variant and leads to artifacts, cycle spinning is employed in this paper to restrain Gibbs-like phenomena near the image edges. The experimental results indicate that this method can get better visual effect and higher PSNR value than others.

**Key words:** contourlet transform; resolution-dependent thresholding; cycle spinning; image denoising

## 0 引 言

近年来,小波分析在信号处理领域中的应用取得很大的发展,Donoho 等人提出利用小波系数进行阈值去噪<sup>[1]</sup>,此后小波阈值去噪方法广泛用于各种去噪处理中,并取得巨大成功。对于二维图像信号,由一维小波变换通过张量积形式得到的二维小波变换缺乏方向性,不能最优表示图像中的线和面奇异性,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 M. N. Do 和 M. Vetterli 提出了一种“真正”的二维图像的稀疏表达方法:contourlet 变换<sup>[2,3]</sup>,这种变换具有很好的

方向性和各向异性(anisotropy)特征,能更好地捕获图像的边缘信息,因此选择合适的阈值进行去噪就能获得比小波变换更好的效果<sup>[2]</sup>。

在变换域阈值去噪过程中,阈值的选取和阈值处理方法至关重要。文中提出一种基于 contourlet 变换的图像去噪方法,采用文献[4]提出的分层阈值,为每一级 contourlet 系数选择一个阈值;在阈值处理过程中,提出一种基于 contourlet 系数邻域的方法,不仅考虑单个系数幅值的大小,而且要考虑它的邻域系数幅值的大小。同时为了抑制在去噪图像边缘处的伪吉布斯效应,文中引入 cycle spinning<sup>[5]</sup>来抑制这种图像失真。实验结果显示,该方法能有效去除叠加在图像上的高斯白噪声,获得比其它去噪方法更好的视觉效果和更高的 PSNR 值。

## 1 基本理论

### 1.1 Contourlet 变换

通过张量积而获得的二维小波变换缺乏方向性,

收稿日期:2006-06-06

基金项目:国家自然科学基金项目(60473102);安徽省高等学校自然科学基金项目(2005KJ0052D);安徽大学 211 工程学术创新团队资助项目

作者简介:李 瑶(1982-),女,安徽人,硕士研究生,研究方向为计算机视觉;梁 栋,博士,教授,博士生导师,研究方向为计算机视觉、图像处理。

虽然能很好地捕获图像中的奇异点,但是并不能很好地捕获图像中的光滑的线和面奇异性。contourlet 变换就是为改善小波在这些方面的缺陷而提出的,它不仅拥有小波的多尺度和时频分析的特征,而且拥有良好的方向性和各向异性。依靠丰富的基函数,contourlet 能够比小波用更少的系数表达光滑的曲线,如图 1 所示。

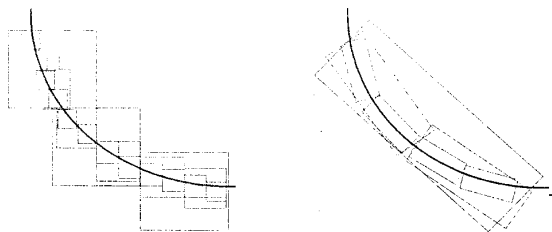


图 1 小波和 Contourlet 对曲线的表达

contourlet 变换是由塔形方向滤波器组(PDFB)把图像分解成各个尺度上的带通方向子带,它由两级实现:子带分解和方向变换。首先,用 LP(Laplacian pyramid)变换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,如图 2 所示。方向滤波器组是把图像分解为 2 的任意次幂个方向的临界抽样滤波器组。在 contourlet 变换的两级结构中,多尺度分解和方向分解是彼此独立的,每个尺度都能分解为 2 的任意次幂个方向,不同的尺度可以拥有不同的方向数。

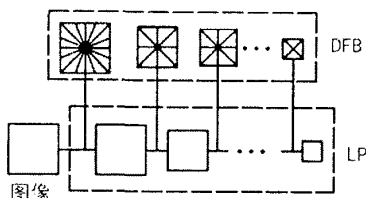


图 2 Contourlet 变换

## 1.2 Cycle Spinning

由于对数据下抽样过程的存在,变换缺乏平移不变性,信号中的不连续点的邻域在处理过程中会产生视觉失真,称为吉布斯现象。这种失真与不连续点的位置密切相关<sup>[2]</sup>。所以可以对信号进行平移,改变不连续点的位置以减弱失真。但是对于一处不连续点的最佳平移可能会导致另一处不连续点吉布斯现象的加剧。Coifman 提出的 cycle spinning(CS)算法就是将数据进行循环平移,对平移后的数据做处理再反平移,将多次平移处理的结果平均,得到吉布斯现象明显减弱的结果。对于行和列方向上的每组平移量 $(i, j)$ ,都得到:

$$\hat{s}_{i,j} = S_{-i-j}(T^{-1}(\Lambda[T(S_{ij}(x))])) \quad (1)$$

将多次的处理结果进行线性平均得到最终的抑制视觉失真的结果:

$$\hat{s} = \frac{1}{K_1 K_2} \sum_{i=0, j=0}^{K_1, K_2} \hat{s}_{i,j} \quad (2)$$

其中,  $K_1, K_2$  为最大平移量,  $S$  为循环平移算子,  $T$  为变换算子,  $T^{-1}$  为逆变换算子,  $\Lambda$  为阈值算子。

## 2 阈值选取与阈值处理

### 2.1 阈值选取

1992 年, Donoho 和 Johnstone 提出小波阈值萎缩方法(WaveShrink), 还给出了  $T = \sqrt{2\log N}\sigma$  阈值, 其中  $\sigma$  为噪声标准差,  $N$  为信号采样点数。并从渐进意义上证明了 WaveShrink 的最优性。此后, 小波阈值萎缩方法应用到各种去噪处理中, 并取得了很大的成功, 对高斯噪声尤其如此。但是在图像去噪中, 阈值  $T = \sqrt{2\log N}\sigma$  给出的值太大, 使过多的小波系数被置为 0, 破坏了太多的图像细节。

文中采用文献[4]中提出的一种分层阈值方法, 与小波阈值萎缩方法的为所有的细节选择一个统一阈值不同, 分层阈值为每一层细节系数选择一个阈值, 如式(3)所示:

$$T_j = \sqrt{2\log N} \times \sigma \times 2^{-(J-j)/2} \quad (3)$$

其中  $J$  为总的分解层数,  $j$  为被阈值处理的系数所在分解层数, 这种阈值选取方法在小波分解的较精细尺度上确定较高的阈值, 而在较粗糙的尺度上确定较小的阈值。

### 2.2 阈值处理方法

小波变换和 contourlet 变换都带来了一定程度的解相关, 但是小波变换和 contourlet 变换的系数并不是完全不相关的, 在同一分辨率每个子带中, 系数具有类聚特性的相关性, 这种特性称为层内相关性(interscale dependencies)。在传统的软阈值处理和硬阈值处理中并没有考虑这种系数间的相关性。文中提出一种基于邻域的阈值方法, 为含噪图像的 contourlet 系数  $d_{i,j}$  定义一个邻域矩阵  $B_{i,j}$ ,  $B_{i,j}$  是以  $d_{i,j}$  为中心的  $l \times l$  的矩阵。阈值处理方法如式(4)所示:

$$\hat{d}_{i,j} = \begin{cases} d_{i,j} & M_{i,j} \geq T \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

其中  $M_{i,j} = \max(|B_{i,j}|)$ , 为所取邻域大小, 文中实验取  $l = 5$ 。

为了直观显示, 文中对 boat 图像的第一层分解的 contourlet 细节系数展开成一维信号并截取片断进行阈值处理方法比较, 如图 3 所示。可见, 基于邻域的阈值方法在有效抑制噪声的同时能比硬阈值方法更好地保留图像细节。

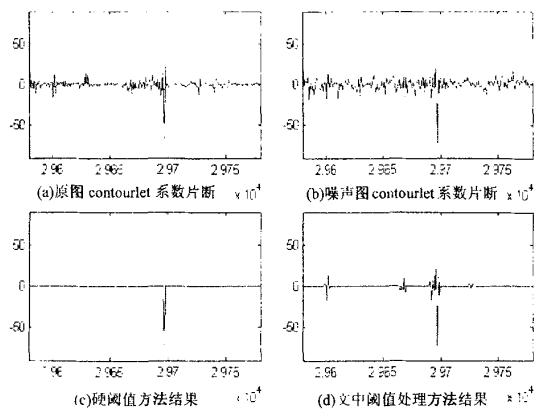


图 3 boat 图像 contourlet 系数阈值处理结果对比

3 基于 Contourlet 变换的图像去噪方法

综合以上理论,文中提出一种基于 contourlet 变换的图像去噪方法,具体算法如下:

- (1) 对含噪图像  $x$  进行循环平移;
- (2) 对平移后的图像作 contourlet 变换,得到各尺度、各方向上的 contourlet 系数  $C[x]$ ;
- (3) 确定每层系数的阈值,并利用文中提出的阈值处理算法对系数进行阈值处理,得到  $\hat{C}[s]$ ;
- (4) 对  $\hat{C}[s]$  进行 contourlet 逆变换,得到去噪结果;
- (5) 对每个去噪结果进行逆循环平移得到去噪图像  $\hat{s}_{i,j}$ ,对所有的去噪图像求平均,得到最终去噪图像  $\hat{s}$ 。

4 实验结果

为了检验文中方法的正确性和有效性,选择  $512 \times 512$  的 boat, jet 图像叠加均值为零的高斯白噪声进行实验。实验中对小波硬阈值去噪 (WT)、contourlet 硬阈值去噪 (CT)、contourlet 分层硬阈值去噪 (CLT)、contourlet 硬阈值去噪 + cycle spinning (CTCS)、contourlet 分层硬阈值去噪 + cycle spinning (CLTCS) 和文中方法进行了比较 (见表 1)。选用 Symmlet-8 滤波器进行小波图像去噪和 contourlet 变换中的 LP 变换, contourlet 变换中对图像进行 3 级 LP 变换,并将第一级分为 32 个方向, cycle spinning 的行和列方向上的最大平移量  $K_1 = K_2 = 8$ 。

由表 1 可得,由于 contourlet 良好的方向性和各向异性,CT 的去噪结果比 WT 去噪结果的 PSNR 值高  $0.4 \sim 0.5 \text{ dB}$ 。CLT 比 CT 的 PSNR 值高  $0.4 \sim 1.1 \text{ dB}$ ,采用 cycle spinning 抑制伪吉布斯效应后的 CTCS 和 CLTCS 去噪结果的 PSNR 值分别比 CT 和 CLT 高  $0.6$

$\sim 1.7 \text{ dB}$ 。文中方法结果的 PSNR 值是这几种方法中最高的,它比 WT 高  $2.9 \sim 3.4 \text{ dB}$ ,比 CT 高  $2.3 \sim 3 \text{ dB}$ ,比 CLTCS 高  $0.3 \sim 0.8 \text{ dB}$ 。由图 4 的对比可得,文中方法在有效去除噪声的同时,显著提高了图像的视觉效果,更有效地保留了图像细节。

表 1 各种方法去噪后 PSNR 值比较

	噪声标	PSNR (dB)						
		噪声图像	WT	CT	CLT	CTCS	CLTCS	文中方法
boat	20	22.11	26.39	26.78	27.43	27.39	28.98	29.72
	30	18.61	24.37	24.89	25.93	25.67	27.12	27.76
	40	16.08	23.37	23.83	24.83	24.59	25.89	26.35
jet	20	22.11	27.85	28.15	28.59	30.08	30.36	30.98
	30	18.61	25.92	26.36	26.75	28.03	28.56	28.92
	40	16.08	24.59	25.14	25.54	26.52	27.25	27.53

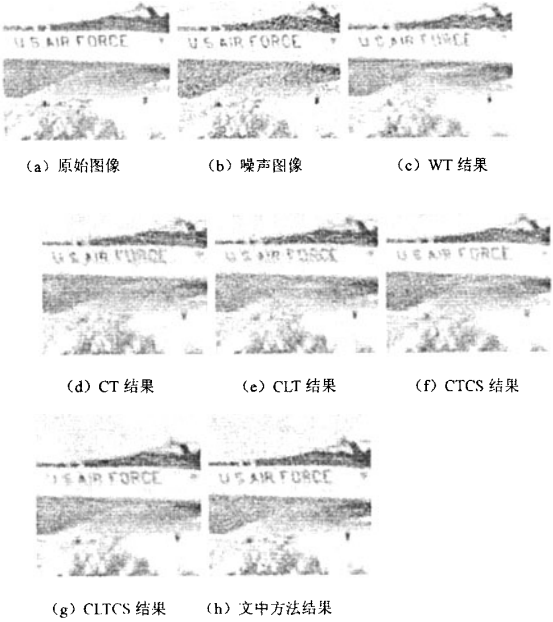


图 4 噪声  $\sigma = 20$  的 jet 图像去噪局部结果对比

5 结束语

文中提出一种有效的图像去噪方法,利用 contourlet 变换良好的方向性和各向异性进行图像去噪;在阈值选取上采用分层阈值,避免了统一阈值对 contourlet 系数的过抑制;为了更好地保护图像细节,给出了一种基于邻域的阈值处理方法,与以每个系数的幅值来判断对系数是否抑制的软阈值或硬阈值处理方法不同,基于邻域的阈值处理方法不仅考虑单个系数幅值的大小,而且考虑它的邻域系数幅值的大小。同时引入 cycle spinning 来抑制在去噪图像边缘附近的伪吉

(下转第 87 页)

表 1 数据集的概况

数据集	属性	类别	训练	测试	数据集	属性	类别	训练	测试
Australian	14	2	690	CV5	Glass	9	7	214	CV5
Breaks	9	2	683	CV5	Glass2	9	2	163	CV5
Car	6	4	1880	CV5	Heart	13	2	270	CV5
Cleve	10	2	296	CV5	Hepatitis	19	2	80	CV5
Corral	6	2	128	CV5	Iris	4	3	150	CV5
Crx	15	2	653	CV5	Mofn3-7-10	10	2	300	1024
Diabetes	8	2	768	CV5	Nursery	8	2	11025	CV5
Flare	10	2	1066	CV5	Pima	5	2	768	CV5

表 2 实验结果数据

数据集	NBC	文献[2] NBC	TANC	文献[2] TANC	BNC- GS	GAGS- BIC
Australian	86.94	86.23	84.93	81.30	86.66	85.65
Breaks	97.65	97.36	96.91	95.75	97.06	96.91
Car	87.39		91.28		91.28	92.55
Cleve	83.39	82.76	80.34	79.06	83.05	83.39
Corral	86.4	85.88	99.2	95.32	100	100
Crx	87.54	86.22	85.39	83.77	87.07	86.92
Diabetes	77.78	74.48	76.99	75.13	77.78	77.78
Flare	80.56	79.46	83.1	82.74	82.54	82.44
Glass	75.71		68.57		73.7	73.33
Glass2	85		83.75		70.48	82.50
Heart	83.33	81.48	83.7	82.96	75.63	84.44
Hepatitis	90	91.25	86.25	85.00	83.33	83.75
Iris	94		95.33		86.25	95.33
Mofn3-7-10	86.62	86.42	90.14	91.70	89.63	93.56
Nursery	88.44		90.75		91.26	91.63
Pima	79.22	75.51	76.73	75.13	77.51	78.04
平均值	85.62		85.84		84.58	86.76

由表 2 可知,NBC 和 TANC 的正确率均比文献 [2]结果高,BNC 在未与遗传算法结合前,其分类准确率低于 NBC 和 TANC,但与遗传算法结合后,准确率明显提高。实验结果表明基于 MBNC 实验平台上设计的 3 类贝叶斯分类器是有效和正确的。通过多次反复实验,还发现,GAGS-BIC 算法基本上克服了 NBC 和 TANC 以及 BNC-K2 的分类结果的波动性。说明 GAGS-BIC 算法真正收敛到了当前算法下的全局最优。

(上接第 83 页)

布斯效应。实验结果显示,文中提出的图像去噪方法能有效地去除叠加在图像上的高斯白噪声,更好地保护图像细节,显著提高去噪图像的 PSNR 值。

参考文献:

[1] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Trans Information Theory, 1995,41(3):613-627.  
[2] Do M N. Directional multiresolution image representation[D]. EPFL, Lausanne, Switzerland: [s. n. ], 2001.  
[3] Do M N, Vetterli M. Contourlets: A Directional Multiresolu-

5 结束语

贝叶斯网络分类器的结构学习是贝叶斯网络应用的难点之一。在分析了学习贝叶斯网络结构的 GS 算法和遗传算法各自优点和不足的基础上,将这两种算法相结合,提出了基于 BIC 测度的混合遗传算法的 Bayesian 网络分类结构学习算法,实现了它们的优势互补。实验表明:该算法是正确的和有效的,而且具有鲁棒性。

参考文献:

[1] Mitchell T. Machine Learning[M]. [s. l.]: McGraw-Hill Companies Inc, 1997.  
[2] Friedman N, Goldszmidt M. Building classifiers using Bayesian network[C]// In proc. Nation Conference on Artificial Intelligence. Menlo park, CA: AAAI Press, 1996: 1227-1284.  
[3] Cooper G, Herskovits E. A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data[J]. Machine Learning, 1992,9:309-347.  
[4] 林士敏,田凤占,陆玉昌.用于数据挖掘的贝叶斯分类器研究[J]. 计算机科学, 2000,27(10):73-76.  
[5] Larranaga P, Poza M, Yurramendi Y et al. Structure Learning of Bayesian networks by genetic algorithms: A performance analysis of control parameters[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996,18(9):912-925.  
[6] 刘大有,王飞,卢奕南,等.基于遗传算法的 Bayesian 网络结构学习研究[J]. 计算机研究与发展, 2001,38(8):916-922.  
[7] 周志华. 选择性集成(Selective Ensemble)[C]// 第九届中国机器学习会议. 上海: 复旦大学, 2004.  
[8] 程泽凯,林士敏,陆玉昌,等.基于 Matlab 的贝叶斯分类器实验平台 MBNC[J]. 复旦学报, 2004(5):729-732.  
[9] 陆小艺,程泽凯,林士敏.用 Matlab 语言建构贝叶斯分类器[J]. 微机发展, 2004,14(9):33-35.  
[10] Blake C, Keogh E, Merz C. UCI repository of machine learning database[EB/OL]. 2006-02-23. <http://www.ics.uci.edu/mllearn/MLRepository.html>, 1998.

tion Image Representation[C]// Proc of IEEE International Conference on Image Processing. Rochester, NY: [s. n. ], 2002:357-360.  
[4] Donoho D L. Wavelet Thresholding and W. V. D: A 10-minute Tour[C]// Int Conf on Wavelets and Applications. Toulouse, France: [s. n. ], 1992.  
[5] Coifman R R, Donoho D L. Translation Invariant Denoising [C]// Wavelets and Statistics, Springer Lecture Notes in Statistics 103. New York: Springer-Verlag, 1995: 125-150.