

一种基于 Contourlet 递归 Cycle Spinning 的图像去噪方法

梁 栋, 沈 敏, 高清维, 鲍文霞, 屈 磊

(1. 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; 2. 安徽大学电子科学与技术学院, 安徽合肥 230039)

摘 要: 综合利用 Contourlet 变换和递归 Cycle Spinning, 提出一种新的图像去噪方法. 由于 Contourlet 变换缺乏平移不变性, 直接进行 Contourlet 系数阈值图像去噪会产生伪吉布斯现象(导致图像失真), 本文引入递归 Cycle Spinning 来有效地消除这种由于 Contourlet 变换缺乏平移不变性而产生的图像失真. 实验结果显示, 与小波递归 Cycle Spinning 图像去噪等方法相比, 该方法明显改善图像视觉效果, 显著提高图像的 PSNR 值.

关键词: 小波变换; Contourlet 变换; 递归 Cycle Spinning; 图像去噪

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 11-2044-03

A Method for Image De-noising Based on the Contourlet Transform Using Recursive Cycle Spinning

LIANG Dong, SHEN Min, GAO Qingwei, BAO Wenxia, QU Lei

(1. Educational Department Key Lab. of IC&SP, Anhui University, Hfei, Anhui 230039, China;

2. School of Electronic Science and Technology, Anhui University, Hfei, Anhui 230039, China)

Abstract: A new method for image de-noising which colligated the strongpoint of Contourlet transform and Recursive Cycle Spinning was presented. Due to the lack of translation invariance of the Contourlet transform, image de-noising by coefficient thresholding would lead to Gibbs like phenomena(lead to artifacts). Recursive Cycle Spinning was employed to avoid the artifacts. The experimental results indicate that the method can get better visual effect and PSNR value compared with the methods like wavelet image de-noising using the Recursive Cycle Spinning.

Key words: wavelet transform; contourlet transform; recursive cycle spinning; image de-noising

1 引言

近二十年来, 小波变换在信号及图像处理领域得到了广泛应用. 1995 年 Donoho 等人提出对小波系数进行阈值处理来达到去噪的目的^[1], 此后小波阈值去噪方法被广泛应用于各种去噪处理中, 并取得了巨大成功. 但是由一维小波通过张量积而形成的二维可分离小波变换(Separable wavelet) 只具有有限个方向, 不能“最优”表示含线或者面奇异的二维图像. 2002 年 Do M N 和 Vetterli M 提出了一种“真正”的二维图像稀疏表达方法 Contourlet 变换^[2,3], 这种变换能够很好地表征图像的各向异性特征. 由于 Contourlet 变换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. Do M N 正是利用这个原理进行图像去噪的^[2].

由于小波变换缺乏平移不变性, 在去噪过程中会产生伪吉布斯现象(Gibbs like phenomena), 该现象会导致图像失真, 影响去噪图像的视觉效果. 1995 年 Coifman 和 Donoho 提出的 Cycle Spinning^[4] 以及近两年 Fletcher A K, Ramchandran K 和 Goyal V K 提出的递归 Cycle Spinning^[5,6] 都是用来抑制小波阈

值去噪所产生的伪吉布斯现象. 与小波变换相同, Contourlet 变换也缺乏平移不变性. 为此, 本文提出一种基于 Contourlet 递归 Cycle Spinning 的图像去噪方法, 实验结果显示, 该方法能更有效地保留图像的细节和纹理, 获得更好的视觉效果和更高的 PSNR 值.

2 基本理论

2.1 小波阈值去噪

对于一个含噪信号 $x = s + \text{noise}$ (其中 s 为原始信号), Donoho 等提出对信号进行正交小波变换, 然后通过选择适当的阈值对小波系数进行处理, 得到原始信号的一个估计值, 这种方法称为小波阈值去噪. 小波阈值去噪方法具体步骤如下:

(1) 对含噪信号 x 进行小波变换, 得到低频系数 a_j 和高频系数 d_1, d_2, \dots, d_j ;

(2) 对小波的高频系数进行阈值处理. 最常用的阈值处理有硬阈值处理和软阈值处理:

$$\text{硬阈值处理: } d_i = \begin{cases} d_i, & |d_i| \geq T \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, \quad i = 1, 2, 3, \dots, j \quad (1)$$

$$\text{软阈值处理: } d_i = \begin{cases} \text{sgn}(d_i)(|d_i| - T), & |d_i| \geq T \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, i = 1, 2, 3, \dots, j \quad (2)$$

(3) 利用处理后的高频系数 d_i 和低频系数 a_j 进行小波逆变换, 得到信号 \hat{x} , \hat{x} 即为原始信号 s 的估计值.

在阈值处理过程中, 选择一个合适的阈值是非常重要的. 本文实验中采用的是 Donoho 和 Johnstone 提出的阈值 $T = \sigma \sqrt{2 \log N}$, 其中 N 是数据数目, σ 是噪声标准差的估计. σ 是采用中位数估计法获得的, 即:

$$\sigma = \text{Median}(|d_1|) \backslash 0.6745$$

其中, d_1 为含噪信号 x 的第一层小波分解高频系数.

2.2 Contourlet 变换

Contourlet 变换的主要目的是为了获得含有线和面奇异的图像的稀疏表达, 由一维小波通过张量积而形成的二维可分离小波变换缺乏方向性, 能很好地捕获一维信号的点奇异, 但是不能很好地捕获二维图像中的线和面奇异, 不能“最优”表示含线或者面奇异的二维图像. Contourlet 变换是一种“真正”的二维图像稀疏表达方法, 它不仅继承了小波变换的多分辨率时频分析特征, 而且拥有良好的各向异性特征, 它能用比小波变换更少的系数来表达光滑的曲线, 如图 1 所示.

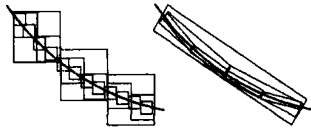


图 1 小波和 Contourlet 对曲线的表达

Contourlet 变换是通过塔形方向滤波器组 (PDFB) 把图像分解成各个尺度上的带通方向子带, 主要由两个步骤实现: 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. Contourlet 变换的最终结果是类似线段的基结构来逼近原图像. Contourlet 变换是一种灵活的多分辨率、多方向性的变换, 它允许每个尺度上有不同数目的方向. 图 3 给出了 Barbara 图像经过 Contourlet 变换后的各个方向子带.

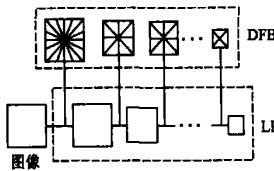


图 2 Contourlet 变换

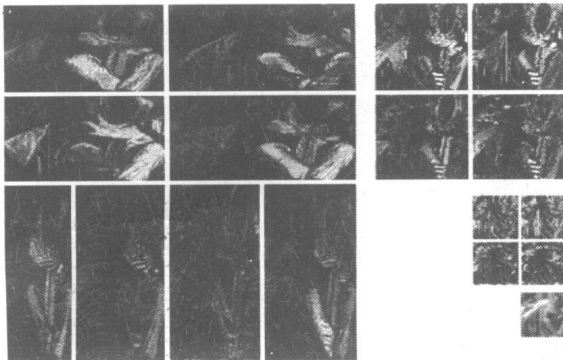


图 3 Barbara 图像经过 Contourlet 变换后的各方向子带

2.3 递归 Cycle Spinning

在阈值去噪过程中, 如果变换缺乏平移不变性, 就会在信号的不连续点邻域产生伪吉布斯现象, 导致信号失真. 这种信号失真与不连续点的位置密切相关, 例如, 对于 Haar 小波, 在 $n/2$ 处的不连续点邻域不会产生伪吉布斯现象, 而在其他位置 (如 $n/3$ 处) 的不连续点邻域却会产生非常明显的伪吉布斯现象. 一种抑制这种现象的方法就是对信号进行循环平移, 改变信号不连续点的位置, 对平移后的信号进行阈值去噪, 再将去噪后的信号进行逆向平移就能避免伪吉布斯现象. 但是, 如果待分析信号包含多个不连续点, 对某一个不连续点的最优平移量可能会导致另一个不连续点邻域的伪吉布斯现象加剧, 因此很难找到一个满足所有不连续点的平移量.

为了抑制阈值去噪过程中由于变换缺乏平移不变性而产生的伪吉布斯现象, Coifman 和 Donoho 提出 Cycle Spinning, 即对含噪信号进行“循环平移-阈值去噪-逆向循环平移”. 由于对每次平移后的信号进行阈值去噪会使伪吉布斯现象出现在不同地方, 因此针对行和列方向上的每组平移量都会得到一个不同的去噪结果 $\hat{s}_{i,j}$:

$$\hat{s}_{i,j} = S_{-i,-j}(T^{-1}(\Lambda(T(S_{ij}(x)))) \quad (3)$$

对所有去噪结果进行线性平均将得到抑制伪吉布斯现象的去噪结果:

$$\hat{s} = \frac{1}{K_1 K_2} \sum_{i=0}^{K_1-1} \sum_{j=0}^{K_2-1} \hat{s}_{i,j} \quad (4)$$

其中, K_1, K_2 分别表示行和列方向上的最大平移量, S 为循环平移算子, 下标 $-i, -j, i$ 和 j 分别为行和列方向上的平移量, T 为变换算子, T^{-1} 为逆变换算子, Λ 为阈值算子. Eslami R 和 Radha H 在文献 [7] 中就是利用 Cycle Spinning 来抑制由于 Contourlet 变换缺乏平移不变性而产生的图像失真.

但式 (4) 中的线性平均在抑制图像失真上并不是最优的, 近两年 Fletcher A K, Ramchandran K 和 Goyal V K 提出的递归 Cycle Spinning 将式 (4) 中的线性平均提升为递归形式:

$$\hat{s}_{l+1} = D_{ij}(\hat{s}_l) \quad (5)$$

其中, $D_{ij}(\bullet) = S_{-i,-j}(T^{-1}(\Lambda(T(S_{ij}(\bullet))))$, $i = (l \text{ div } K_2) \text{ mod } K_1, j = l \text{ mod } K_2$, div 为求商符号, mod 为求余数符号, l 为递归运算次数. 在本文中, 我们利用递归 Cycle Spinning 来更有效地消除由于 Contourlet 变换缺乏平移不变性而引起的图像失真, 实验结果好于文献 [7] 中的结果.

3 基于 Contourlet 递归 Cycle Spinning 的图像去噪算法

本文综合利用 Contourlet 变换和递归 Cycle Spinning 的优点, 提出一种基于 Contourlet 递归 Cycle Spinning 的图像去噪方法, 具体算法如下:

- (1) 取 $l = 0, \hat{s}_0 = x$, 设定递归运算次数 L .
- (2) 取 $i = (l \text{ div } K_2) \text{ mod } K_1, j = l \text{ mod } K_2$, 对 \hat{s}_l 进行循环平移.
- (3) 对平移后的图像进行 Contourlet 变换, 得到各尺度、各方向上的 Contourlet 系数 $C[\hat{s}_l]$.

(4) 对系数 $C[\hat{s}_l]$ 进行阈值处理得到 $C[\hat{s}_l]$, 本文采用硬

窗口阈值^[5,6], 即:

$$(\Delta Y)(k) = 0 \text{ if } |Y(j)| < T, \text{ for all } j \in [k - W(k), k + W(k)]$$

其中, $W(k)$ 表示窗口大小, $W(k)$ 的大小由变换的滤波器长度决定.

(5) 对 $C[\hat{s}_l]$ 进行 Contourlet 逆变换, 并对逆变换的结果进行逆向平移, 得到去噪后的图像 \hat{s}_{l+1} .

(6) 如果 $l = L$, 跳出, 输出结果 \hat{s}_{l+1} ; 否则, $l = l + 1, \hat{s}_l = \hat{s}_{l+1}$ 返回(2).

4 实验结果与分析

为了检验本文算法的正确性和有效性, 我们选择的 Lena, Goldhill, Barbara 图像叠加均值为零的高斯白噪声进行实验. 实验中对小波阈值去噪 (WT)、Contourlet 阈值去噪 (CT)、小波递归 Cycle Spinning 去噪 (WTRCS)、Contourlet Cycle Spinning 去噪 (CTCS) 以及 Contourlet 递归 Cycle Spinning 去噪 (CTRCS) 五种方法进行了比较, 实验结果见表 1 和图 4. 我们选用 Daubechies-10 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, 递归运算次数 $L = 256$ 次.

表 1 各种方法去噪后 PSNR 值比较

图像	噪声标准差 σ	PSNR (dB)					
		Noisy image	WT	CT	WTRCS	CTCS	CTRCS
Lena	20	22.10	27.31	28.60	28.93	30.76	31.55
	25	20.18	26.15	27.62	28.15	29.44	30.49
	30	18.57	24.82	26.58	26.79	28.55	29.54
	35	17.26	23.69	25.63	25.66	27.88	28.80
	40	16.07	22.70	24.75	24.65	27.13	27.64
Goldhill	20	22.11	26.70	27.28	28.21	29.26	29.62
	25	20.17	25.08	26.13	27.08	28.29	28.56
	30	18.58	24.22	25.08	25.96	27.26	27.49
	35	17.27	23.18	24.20	24.97	26.22	26.95
	40	16.07	22.31	23.40	24.12	25.96	26.38
Barbara	20	22.10	26.20	27.10	27.72	29.24	29.44
	25	20.16	24.79	25.81	26.26	27.84	28.03
	30	18.58	23.53	24.56	25.31	26.91	27.16
	35	17.25	22.49	23.55	24.27	25.78	26.22
	40	16.08	21.59	22.67	23.38	25.12	25.54

由表 1 可看出 Contourlet 递归 Cycle Spinning 去噪是五种去噪方法中最好的, 它的 PSNR 值要比小波阈值去噪高 3.5dB, 比小波递归 Cycle Spinning 去噪高 1.3dB, 比 Contourlet Cycle Spinning 去噪高 0.2 dB. 由图 4 的对比可以看出, Contourlet 递归 Cycle Spinning 去噪在有效去除噪声的同时, 显著地提高了图像的视觉效果, 更有效地保留了图像细节和纹理.

5 结束语

本文提出一种基于 Contourlet 递归 Cycle Spinning 的图像去噪方法, 实验结果显示该方法能更好地去除图像中的高斯白噪声, 更有效地保留图像的细节和纹理. 通过递归 Cycle Spinning 我们能有效地去除由于 Contourlet 变换缺乏平移不变

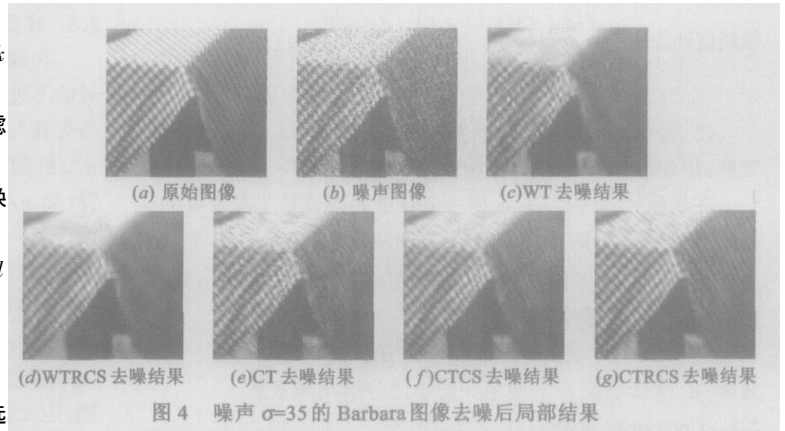


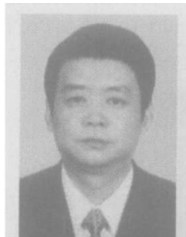
图 4 噪声 $\sigma=35$ 的 Barbara 图像去噪后局部结果

性而产生图像失真, 改善去噪图像的视觉效果, 提高去噪图像的 PSNR 值.

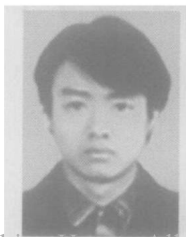
参考文献:

- [1] Donoho D L. Denoising by soft thresholding[J]. IEEE Trans. Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
- [2] Do M N. Directional multiresolution image representation[D]. PhD thesis, EPFL, Lausanne, Switzerland, 2001.
- [3] Do M N, Vetterli M. Contourlets: A directional multiresolution image representation[A]. Proc. of IEEE International Conference on Image Processing[C]. Rochester, NY: 2002. 357-360.
- [4] Coifman R R, Donoho D L. Translation invariant denoising[A]. Wavelets and Statistics, Springer Lecture Notes in Statistics 103[C]. New York: Springer Verlag, 1995. 125-150.
- [5] Fletcher A K, Ramchandran K, Goyal V K. Wavelet denoising by recursive cycle spinning[A]. Proc IEEE International Conference Image Processing[C]. Rochester, NY: 2002. 873-876.
- [6] Fletcher A K, Ramchandran K, Goyal V K. Iterative projective wavelet methods for denoising[J]. Proc Wavelets: Appl in Sig & Image Proc X, part of SPIE Int Symp on Optical Sci & Tech, 2003, 5207(1): 9-15.
- [7] Eslami R, Radha H. The contourlet transform for image denoising using cycle spinning[A]. Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers[C]. Pacific Grove, USA: 2003. 1982-1986.

作者简介:



梁 栋 男, 1963 年出生于安徽合肥, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为计算机视觉、图像处理. E-mail: dliang@mars.ahu.edu.cn.



沈 敏 男, 1981 年出生于安徽省南陵县, 硕士研究生, 研究方向为计算机视觉、图像处理.