

Contourlet 域中邻域窗最优阈值滤噪算法

王 暄¹, 张小景¹, 马进明²

(1. 陕西师范大学物理学与信息技术学院, 西安 710062; 2. 上海电力学院, 上海 200090)

摘 要: 提出一种基于 Contourlet 变换域的图像滤噪算法, 对带噪图像进行多尺度、多方向的 Contourlet 分解, 依据 Contourlet 变换域系数的估计损失期望最小化准则, 在 Contourlet 域中得到各子带内邻域系数的滤噪最优阈值与最优窗口尺寸, 利用 Contourlet 变换域系数的萎缩实现滤噪。仿真结果表明, 与现有的 Contourlet 变换域图像滤噪算法相比, 该算法能有效保护图像的细节和纹理, 具有较好的视觉效果和较高的峰值信噪比。

关键词: 图像滤噪; Contourlet 变换; Stein 估计

Denoising Algorithm with Neighboring Window Optimal Threshold in Contourlet Domain

WANG Xuan¹, ZHANG Xiao-jing¹, MA Jin-ming²

(1. School of Physics and Information Technology, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062;

2. Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090)

【Abstract】 This paper proposes a novel image denoising algorithm based on Contourlet domain. By using Contourlet transform, the noised image is decomposed into a low frequency subband and a set of multiscale and multidirectional high frequency subbands. Optimal thresholds and neighbouring window sizes for each subband are determined by minimizing the loss expectation of estimating Contourlet coefficients and image denoising is implemented via shrinkage of Contourlet coefficients. Simulation results show the superiority of the proposed method in denoising noise and preserving texture details compared with the existing methods and the proposed method yields better visual effect and higher PSNR as a result of considering dependencies of Contourlet neighborhood coefficients.

【Key words】 image denoising; Contourlet transform; Stein estimation

1 概述

图像在获取和传输过程中容易受到噪声的污染, 图像滤噪是图像预处理研究的主要问题。由于小波变换具有良好的时频特性和多分辨率特性, 基于小波变换的滤噪算法研究受到了广泛关注^[1-3]。然而, 二维小波变换是由一维小波变换通过张量积形式得到的, 由于方向性信息不丰富, 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滤噪应用中不能有效地保护图像边缘和纹理细节信息。

文献[4-5]提出一种新的图像二维变换——Contourlet 变换。该变换具有良好的方向性和各向异性特征, 能更好地将图像中的边缘轮廓信息捕捉到不同尺度、不同方向的子带中。近年来出现了一些基于 Contourlet 变换的图像滤噪算法^[6-7], 对图像进行 Contourlet 变换, 在变换结果的不同子带确定滤噪阈值, 进行变换系数邻域萎缩实现滤噪, 获得了较好的滤噪效果。

由于这些方法仅仅依据系数幅值的大小和子带的单一阈值进行处理, 没有充分利用子带内系数的局部相关特性, 因此在处理纹理信息较为丰富的图像时, 滤噪效果不是很理想。

本文提出一种 Contourlet 变换域的邻域窗最优阈值图像滤噪算法。该算法在图像 Contourlet 变换域中, 利用子带内系数局部相关特性, 依据 Contourlet 变换域系数估计损失期望最小化准则确定各子带邻域的最优滤噪阈值与最优窗口

大小。

2 Contourlet变换域滤噪与Stein估计

2.1 Contourlet 变换

Contourlet 变换是利用拉普拉斯塔形分解和方向滤波器组实现的一种多分辨的、局部的、多方向的图像表示方法。

它由 2 级实现:

- (1)子带分解;
- (2)方向变换。

先用拉普拉斯金字塔变换对图像进行多尺度分解来捕获奇异点, 由方向滤波器组将分布在同方向上的奇异点合成一个系数, 其中方向数随着尺度的改变而变化^[4-5]。Contourlet 变换用类似于轮廓段的基结构来逼近图像。基的支撑区间是随尺度变化长宽比的“长条形”结构, 具有方向性和各向异性, 能够对曲线有更“稀疏”的表示。而二维小波是由一维小波张量积构建得到, 变换基缺乏方向性, 不具有各向异性, 仅对零维或不连续的点有稀疏表示, 对轮廓线无法准确描述。

小波变换与 Contourlet 变换对曲线的表示如图 1 所示。

基金项目: 陕西省自然科学基金资助项目(2009JM8003); 陕西师范大学研究生培养创新基金资助项目(2009CXSO25)

作者简介: 王 暄(1966—), 男, 副教授、博士, 主研方向: 图像处理, 模式识别; 张小景, 硕士研究生; 马进明, 副研究员、硕士

收稿日期: 2009-08-25 **E-mail:** wxuan@snnu.edu.cn

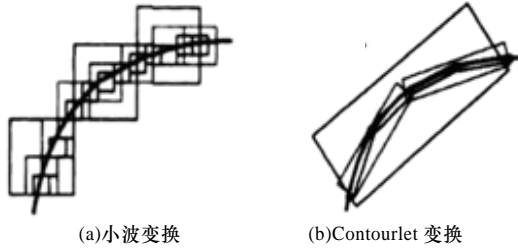


图1 小波变换与 Contourlet 变换对曲线的表示

2.2 Contourlet 变换域滤波

设 B_{ij} 是 Contourlet 变换域中以待处理系数 ω_{ij} 为中心的正方形窗口, 则邻域窗口内系数的平方和为

$$S_{ij}^2 = \sum_{k,l \in B_{ij}} \omega_{kl}^2 \quad (1)$$

Contourlet 变换域滤波主要依据下式计算 ω_{ij} 的估计值 $\hat{\omega}_{ij}$ [6]:

$$\hat{\omega}_{ij} = \omega_{ij} \beta_{ij} \quad (2)$$

其中,

$$\beta_{ij} = \begin{cases} 1 - \lambda^2 / S_{ij}^2 & \lambda < S_n \\ 0 & \lambda \geq S_n \end{cases} \quad (3)$$

2 个待定参量邻域窗口大小 L 与阈值 λ 对 Contourlet 变换域滤波效果有非常重要的影响, 文献[7]利用下式确定阈值 λ :

$$\lambda = \sqrt{2\sigma_n^2 \lg N} \quad (4)$$

其中, N 表示当前子带的系数个数; σ_n 为待滤除高斯噪声标准差; 邻域窗口大小固定为 3×3 或 5×5 。此方法阈值为全局阈值, 不具有自适应性, 另外在实际应用中高斯噪声标准差只能通过中值估计方法近似估计:

$$\sigma_n = \frac{\text{Median}(|\omega_{ij}|)}{0.6745} \quad (5)$$

文献[6]对阈值 λ 的确定进行了改进, 其根据不同子带的能量分布对每个子带确定一个阈值, 由于这些方法仅仅依据系数幅值的大小和子带的单一阈值进行处理, 没有充分利用子带内系数的局部相关特性, 在处理纹理信息较为丰富的图像时, 滤波效果不很理想。

2.3 Stein 估计

$\mu = (\mu_i : i = 1, 2, \dots, d)$ 为一 d 维矢量, x_i 为 μ_i 的观测值, 符合以 μ_i 为均值的正态分布, $\hat{\mu} = \hat{\mu}(x)$ 为 μ 依据观测值 x_i 的估计值, 令 $\hat{\mu}(x) = x + g(x)$ 。如果 $g(x)$ 为分段可微的, 则其估计损失期望可表示为 [8]

$$E_{\mu} \|\hat{\mu}(x) - \mu\|^2 = d + E_{\mu} \{ \|g(x)\|^2 + 2\nabla \cdot g(x) \} \quad (6)$$

3 本文算法

根据式(2), 对 Contourlet 变换域中系数 ω_{ij} 估计的平均期望损失为

$$\text{loss} = E \{ \|\hat{\omega}_{ij} - \omega_{ij}\|^2 \} = E \{ \|\hat{\mu}(\omega_{ij}) - \omega_{ij}\|^2 \} \quad (7)$$

其中, $\hat{\mu}(\omega_{ij})$ 为

$$\hat{\mu}(\omega_{ij}) = \beta_{ij} \omega_{ij} \quad (8)$$

式(8)可写为

$$\hat{\mu}(\omega_{ij}) = \omega_{ij} + g(\omega_{ij}) \quad (9)$$

其中, $g(\omega_{ij})$ 为

$$g(\omega_{ij}) = \beta_{ij} \omega_{ij} - \omega_{ij} \quad (10)$$

将式(3)代入式(10)有:

$$g(\omega_{ij}) = \begin{cases} -\frac{\lambda^2}{S_{ij}^2} \omega_{ij} & \lambda < S_{ij} \\ -\omega_{ij} & \lambda \geq S_{ij} \end{cases} \quad (11)$$

$g(\omega_{ij})$ 是分段可微的, 根据式(6), 有:

$$\text{loss} = E \{ \|\hat{\omega}_{ij} - \omega_{ij}\|^2 \} = N_s + E \{ \|g(\omega_{ij})\|^2 + 2\nabla \cdot g(\omega_{ij}) \} \quad (12)$$

其中, N_s 为子带 S 的系数个数。

由此可以看出, 平均期望损失 loss 为阈值 λ 与窗口大小 L 的函数。对 ω_{ij} 的最佳估计应使得平均期望损失 $\text{loss}(\lambda, L)$ 取最小, 这样就可以自适应地确定子带 S 邻域系数的最优窗口大小 L^s 与最优阈值 λ^s 。即:

$$(\lambda^s, L^s) = \arg \min_{\lambda, L} \text{loss}(\lambda, L) \quad (13)$$

具体算法如下: 对含噪图像进行 Contourlet 变换, 得到各子带系数 ω_k^m , $k = 0, 1, \dots, K-1$, $m = 1, 2, \dots, M$, 其中, K 为 Contourlet 变换分解总层数; M 为第 k 层分解的总方向数。

根据式(13)计算每个子带邻域系数的最优窗口大小与最优阈值, 然后根据式(2)对每个子带系数进行估计。对处理过的系数进行 Contourlet 逆变换, 这样就得到已滤噪图像。

4 实验结果与分析

利用 Matlab 对感染噪声的图像分别用文献[6-7]的算法以及本文算法进行了实验仿真。实验选用 512×512 的 Barbara 图像, 感染均值为 0, 标准方差分别为 10, 15, 20, 25, 30 的高斯白噪声。Contourlet 变换选择“9-7”塔式分解和 pkva 方向滤波器组进行 3 层分解 [4], 方向数分别为 4, 8, 16。表 1 给出了 3 种滤波算法滤波结果的峰值信噪比 (PSNR), 可以看出, 本文算法的滤波性能明显优于文献[6-7]的算法。

表 1 Barbara 含噪图像和滤噪图像的峰值信噪比比较

噪声标准差	PSNR/dB			
	含噪图像	文献[6]算法	文献[7]算法	本文算法
10	28.13	29.26	31.14	32.31
15	24.61	27.82	28.92	30.06
20	22.11	26.65	27.41	28.54
25	20.17	25.39	26.29	27.41
30	18.60	24.56	25.42	26.51

感染标准方差为 20 的高斯白噪声 Barbara 图像应用 3 种方法的滤波结果如图 2 所示。

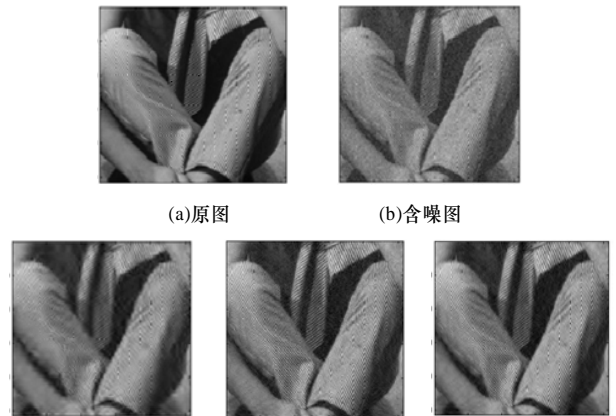


图 2 Barbara 图像滤波结果