

基于 Contourlet 变换的图像 DCT 去噪新方法

周先国 李开宇

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016)

摘要 为了改进滤波效果,以提高图像去噪质量,提出了一种通过离散余弦变换对 Contourlet 域中噪声能量进行估计来实现去噪的新方法。该算法不依赖于对噪声方差进行估计,而是直接利用离散余弦变换来对高频各子带进行局部特征提取,以便估计噪声能量的估计阈值。实验结果表明,与传统的小波软、硬阈值去噪方法和基于小波变换的图像离散余弦变换去噪方法比较,该方法有效地克服了采用硬阈值法引起的伪吉布斯现象和软阈值法因导致过度光滑而使信号失真等缺点。实验表明,该算法不仅可提高处理图像的信噪比,而且图像的视觉效果也明显改善,因此更具有实用价值。

关键词 图像去噪 小波变换 Contourlet 变换 离散余弦变换

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)11-2212-05

A New Method Using DCT Based on Contourlet Transform for Image De-noising

ZHOU Xian-guo, LI Kai-yu

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

Abstract To improve image de-nosing effect, in this paper, a new method based on discrete cosine transform (DCT) in Contourlet domain is proposed, which utilizes noise energy rather than relying on accurate estimation of noise variance to perform image de-noising. This new method not only overcomes the psuedo-Gibbs phenomenon of the hard-thresholding method but also can avoid signal distortion which is caused by the soft-thresholding. Experiments show that the performance of the proposed method is obviously superior to other methods both in vision and in PSNR and is of more practical use.

Keywords image de-noising, wavelet transform, Contourlet transform, discrete cosine transform(DCT)

1 引言

近年来,小波理论迅速发展,由于其具备良好的时频特性和多分辨率特性,因此小波阈值去噪法被广泛应用在各种图像的去噪处理中^[1]。而对图像来说,由于边缘不连续性是按空间分布的,因此这种奇异性不仅影响了小波展开的许多项,而且小波展开的系数不是稀疏的,进而影响了逼近精度。

Contourlet 变换^[2-3]正是为解决 2 维或更高奇异

性而出现的一种新的变换域手段,它是一种结合多分辨率和方向性滤波的小波变换,它不仅具有一般小波变换的多尺度、时频局域性外,还具有多方向性、各向异性等特征,能有效地捕获到自然图像中的轮廓,并对其进行稀疏表示,从而提供了一种快速的、结构化的分解采样信号方法。

1995 年,Donoho 和 John stone 提出了小波阈值萎缩方法,包括硬阈值和软阈值去噪方法,不仅给出了 $\delta = \sigma \sqrt{2 \ln(N)}$ 的阈值,并在渐近意义上证明了其阈值的最优性^[1],然而 Donoho 萎缩阈值是阈值的

基金项目:航空科学基金项目(04D52032)

收稿日期:2008-05-05;改回日期:2008-09-17

第一作者简介:周先国(1983 ~),男,南京航空航天大学测试计量技术及仪器专业硕士研究生。主要研究领域为数字信号处理,数字图像处理。E-mail: zxg-nuaa@163.com

上限,但不是最佳的萎缩阈值,因为它过度“扼杀”了小波系数;利用 Sure Shrink 阈值和 GCV (generalized cross validation) 准则虽可以求出理想的阈值估计值,但没有显式的表达式,而且阈值的计算还需要知道信号的本身,这在实际工作中是不可能的^[4],而且对阈值进行估计始终脱离不掉要对噪声方差先进行估计,可见,对其进行精确的估计是相当困难的,目前比较常用的估计方法是中位数估计法。

本文提出了一种在 Contourlet 域中采用离散余弦变换(DCT)直接对噪声能量进行估计,进而对图像进行去噪的方法。该算法不依赖对噪声方差进行估计,而是直接采用 DCT 通过对噪声进行特征提取来达到对噪声能量进行估计的目的,进而计算阈值。实验结果表明,该方法由于能更有效地保留图像的细节和纹理,并且重构图像具有更好的视觉效果和更高的峰值信噪比(PSNR),因此更有实用价值。

2 Contourlet 变换

Contourlet 变换是在 2002 年由 Do 和 Vetterli 提出的,是一种多分辨率、局部的、方向的图像表示方法,又称为塔形滤波器组^[5]。由于 Contourlet 变换的基函数是在 2 维连续空间中定义的多方向基,因此具有良好的空域和频域局部性及良好的非线性逼近性能^[6],不但在每一尺度上的基函数的方向数目都可以是 2 的任意整数次幂,并且每个基函数的纵横比可以任意选择,因而能有效地追踪图像中内在的几何结构。也正因为如此,Contourlet 变换对任意 1 维光滑边缘的表示都接近最优。图 1 是用小波变换和 Contourlet 变换对曲线进行逼近的比较。

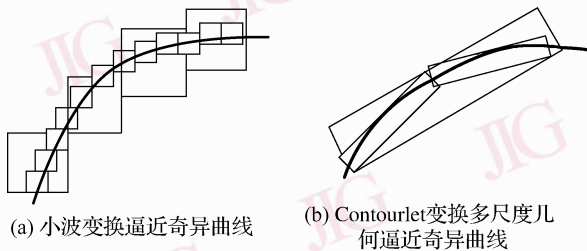


图 1 曲线逼近示意图
Fig. 1 Curve approximation diagram

像中奇异曲线的过程。由于 2 维小波基具有正方形的支撑区间,不同分辨率下,其支撑区间为不同尺寸大小的正方形,因此具有各向同性和方向局限性。2 维小波逼近奇异曲线的过程,最终表现为用“点”来逼近线的过程。图 1(b)为用 Contourlet 变换来逼近奇异曲线的过程,其支撑基表现为具有多方向的长条形结构,由于在不同分辨率下,其支撑区间为不同尺寸不同方向的长条形,因而能用最少的系数来逼近奇异曲线。由此可见,Contourlet 变换较小波变换在线奇异性表示上,能用较少的系数获得同样或者更好的表示,即能进行更稀疏的表示。

Contourlet 变换是通过塔形方向滤波器组(PDFB)把图像分解成不同尺度下的带通方向子带,PDFB 是一个拉普拉斯金字塔滤波器(LP)和一个多方向滤波器组的叠加。图 2 是 Contourlet 变换的流程图和频率分解图,由该图可以看出,Contourlet 变换是将多尺度分析和方向分析分开进行,即首先用 LP 变换对图像进行多尺度分解,以“捕获”点奇异,接着用方向滤波器组(DFB)将分布在同方向上的奇异点合成一个系数,Contourlet 变换的最终结果是用类似线段的基结构来逼近原图像。

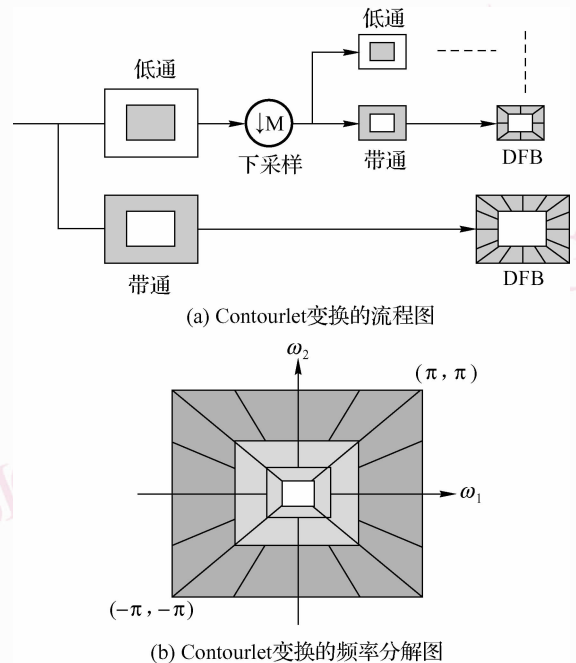


图 2 Contourlet 变换的流程图和频率分解图
Fig. 2 The flowand frequency partitioning chart of Contourlet transform

图 1(a)表示了用 2 维可分离小波基来逼近图

3 Contourlet 域结合 DCT 去噪原理

由于大多数情况下的图像中的噪声都可以近似为高斯分布,而由 Contourlet 变换的特性可知,高斯分布的噪声仍然是高斯分布,它均匀地分布在频率尺度空间的各个部分,而信号由于其具有带限性,因此经过 Contourlet 变换后的信号仅仅集中在尺度空间的有限部分,图 3 为 256×256 大小的 Woman 图像经过两层 Contourlet 分解后的图像,其第 1 层分解为 16 个方向,第 2 层分解为 8 个方向,其中拉普拉斯金字塔分解部分使用双正交 Daubechies“9-7”滤

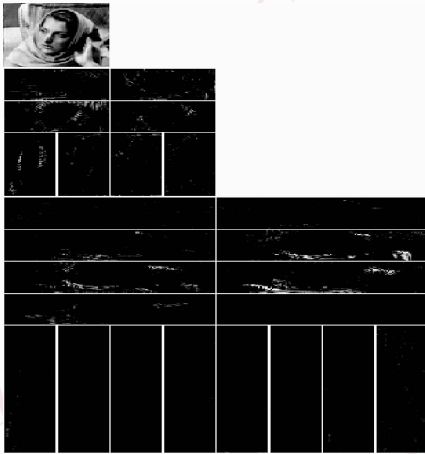


图 3 Woman 图像经 Contourlet 分解后的图像

Fig. 3 Woman image decomposition by Contourlet transform

波器。这样从信号能量的观点来看,信号只对一小部分 Contourlet 域系数有贡献,而噪声则对所有 Contourlet 域系数都有贡献,也就是噪声的能量分布在所有 Contourlet 域系数上。因此在高频 Contourlet 域的各个子带中,包含了两部分 Contourlet 系数,其由细节和噪声信号叠加形成,如果能估计出由噪声引起的 Contourlet 域系数,那么就能实现图像的去噪,而在 Contourlet 域的各个高频子带中,由于细节和噪声引起的 Contourlet 系数占主导地位,是其主要特征,因此可以通过统计特征来正确估计出此类 Contourlet 系数的幅值。

主成分分析(PCA)^[7-8]是近年来在图像分析和模式识别领域研究较多的一种统计学特征提取方法,也称 K-L 变换,但 K-L 变换是通过将对向量的协方差矩阵进行特征值分解来得到正交变换矩阵,但由于 K-L 变换不存在快速算法,因此不适合应用于

尺寸较大、计算量大的图像的去噪处理。

离散余弦变换目前被广泛地应用在图像压缩领域,1 维离散余弦变换如下式所示:

$$F(0) = N^{-1/2} \left[\sum_{x=1}^{N-1} f(x) \right]^{-1} \quad (1)$$

$$F(u) = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \cos[(2x+1)u\pi/2N] \quad (2)$$

式中, $F(u)$ 为第 u 个余弦变换系数, u 为广义频率变量, $u=1,2,\dots,N-1$; $f(x)$ 为时域中的 N 个序列值,1 维反离散余弦变换如下式所示:

$$f(x) = \frac{1}{N} F(0) + \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{u=1}^{N-1} F(u) \cos[(2x+1)u\pi/2N] \quad (3)$$

对于一个 $N \times 1$ 大小的 Markov 序列,如果序列相关系数 $\rho \approx 1$,这时 DCT 的基向量可以很好地近似 K-L 变换的基向量。1 维 DCT 的这一特性可以推广到 2 维图像。在对图像进行 Contourlet 变换分解后,由于 Contourlet 变换的去相关作用,致使高频子带的 Contourlet 系数并不满足 Markov 序列的条件,但其绝对值是相关的,这样,就可以通过对高频 Contourlet 系数取绝对值后,再进行 DCT 变换。由于高频子带系数绝大部分是由噪声引起的,因此经过 DCT 变换后可以用少部分幅值比较大的 DCT 系数来重构高频系数,并用来获取原先信号的幅值特征,这样,就可以避免对噪声方差进行估计。

4 Contourlet 变换结合 DCT 图像去噪的实现

为了更细致地分析 Contourlet 域中各系数的局部特征,同时为了加快 DCT 特征提取的速度,本文先将每个高频子带分成 $k \times k$ 大小的区域 C ,然后根据高频分块子块 C 的大小,取得相应的 DCT 变换向量 T ,最后对子块 C 内的 Contourlet 系数的绝对值进行 2 维 DCT 变换,则有

$$D = T \times |C| \times T^T \quad (4)$$

式中, T^T 表示 T 的转置。

在变换的 DCT 域中,只取其中 P 个幅值最大的 DCT 系数,而将其余的 L 个 DCT 系数置零,即得到反映主分量的系数 \hat{D} ,然后对该子块进行 DCT 反变

换,即可实现原 Contourlet 系数的重建。

$$\hat{C} = T^T \times |\hat{D}| \times T \quad (5)$$

\hat{C} 反映了由噪声引起的 Contourlet 系数的幅值特征,其均值(式(6))可以作为子块内由噪声引起的 Contourlet 系数幅值的估计^[9-10]。

$$\hat{\lambda} = \text{mean}(\hat{C}) \quad (6)$$

Contourlet 变换结合 DCT 图像去噪的实现步骤如下:

(1)对含噪图像做 2~3 层 Contourlet 变换,并对 Contourlet 域的各个高频子带进行子块划分,而对 Contourlet 域中的低频系数则不做处理。

(2)将各个子块分别按照式(4)进行 DCT 变换,并保留其中 P 个幅值最大的 DCT 系数,其他系数置零。

(3)按式(5)和式(6)对噪声引起的 Contourlet 域系数幅值进行估计。

(4)按式(7)软阈值处理方法对子块 Contourlet 系数进行处理。

(5)进行 Contourlet 反变换,即可得到消噪后的重构图像。

其中,软阈值函数如下式所示:

$$\hat{c}_{i,j} = \begin{cases} \text{sgn}(c_{i,j})(|c_{i,j}| - \lambda) & |c_{i,j}| \geq \lambda \\ 0 & |c_{i,j}| < \lambda \end{cases} \quad (7)$$

表 1 本文算法和其他算法在 $\sigma = 10 \sim 30$ 时候的 PSNR 值比较

Tab. 1 PSNR comparison between the proposed and any others at $\sigma = 10 \sim 30$

噪声标准差	PSNR 值 (dB)				
	软阈值法	硬阈值法	小波域 PCA 去噪法 (W-PCA)	小波域 DCT 去噪法 (W-DCT)	本文算法
$\sigma = 10$	22.282 9	24.505 4	23.482 0	24.688 4	25.810 4
$\sigma = 20$	21.363 6	22.024 5	22.721 8	23.317 4	24.019 7
$\sigma = 30$	20.433 8	19.582 4	21.706 2	21.757 7	22.087 2

通过实验可以得出如下结论:

(1)本文算法去噪后重构图像的峰值信噪比比其他算法处理后图像的峰值信噪比要高,将近提高了 1dB,基本上克服了传统硬阈值处理方法使图像出现的振铃和伪吉布斯效应的现象以及软阈值处理所带来的图像边缘模糊等视觉失真现象,并能很好地保留图像的细节信息。

(2)跟小波域结合 DCT 处理方法(W-DCT)相比,本文算法能更好地恢复图像的细节,比如

5 仿真与分析

为了验证本文算法的有效性,本文选择纹理比较丰富的 256×256 大小的 Woman 图像作为实验对象,并采用峰信噪比(PSNR)作为评价指标,其中 PSNR 的定义如下:

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{(I_{i,j}^{\max})^2}{\frac{1}{MN} \sum_{(i,j)} (I_{i,j} - Z_{i,j})^2} \quad (8)$$

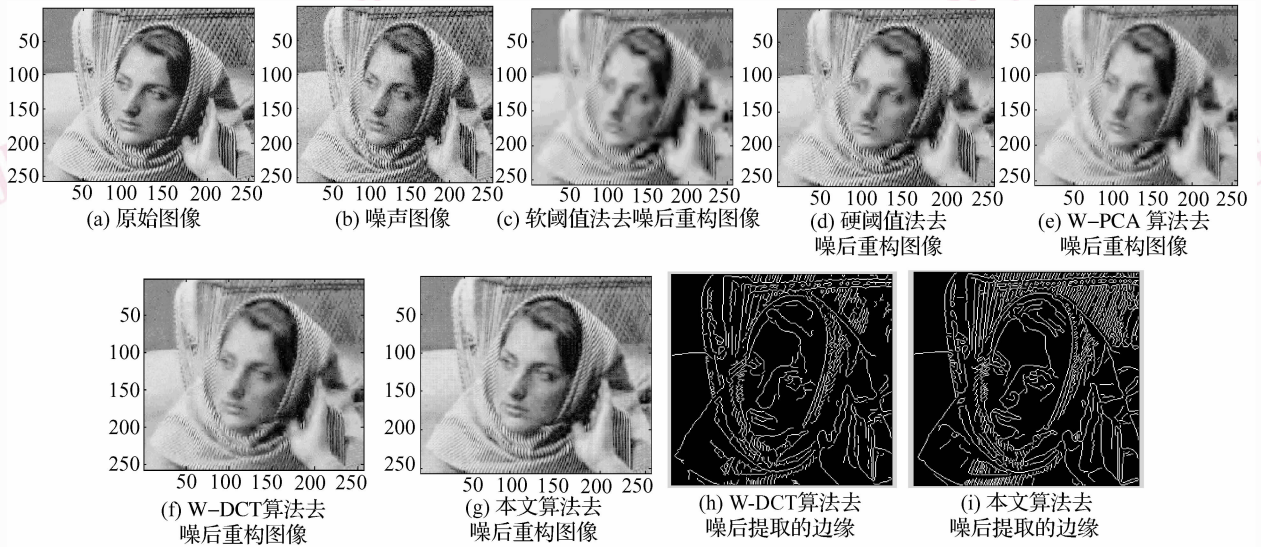
$$0 \leq i \leq M - 1, 0 \leq j \leq N - 1, I_{i,j}^{\max} \text{取 } 255。$$

式中, $I_{i,j}$ 为原始图像 I 在 (i,j) 位置处像素的灰度值; $Z_{i,j}$ 表示经过去噪后的图像 Z 在 (i,j) 位置处的值。

实验用 Matlab 7.1 为工具,对 Woman 含噪图像进行两层 Contourlet 分解,第 1 层分解为 16 个方向,第 2 层分解为 8 个方向,其中拉普拉斯分解将子块分解为 16×16 ,DCT 域保留 36 个幅值最大的数,所加噪声为零均值标准差为 σ 的高斯噪声。图 4 显示了本文算法和其他算法在提升小波域对 $\sigma = 10$ 时图像进行去噪的结果(限于篇幅, $\sigma = 20$ 和 30 的去噪结果图未附)。表 1 是本文算法和其他算法对噪声标准差 σ 为 10~30 时图像进行去噪后的重构图像的 PSNR 值比较。

Woman 图像的眉毛、围巾、手部、鼻子、头发等轮廓细节,在视觉效果上都提高了不少,而且与经过 Canny 算子边缘检测所提取的边缘相吻合[如图 4(h)和图 4(i)所示]。

(3)通过离散余弦变换对 Contourlet 域中的噪声能量进行估计来实现图像去噪,该算法不依赖于对噪声方差进行估计,而是直接利用 DCT 变换对高频各子带进行局部特征提取,进而正确估计出噪声能量的估计阈值。

图 4 $\sigma = 10$ 各算法去噪比较图Fig. 4 Results comparison of algorithms at $\sigma = 10$

6 结 论

本文提出了一种基于 Contourlet 变换的图像 DCT 去噪新方法,该算法不依赖于对噪声方差进行估计,而是直接利用 DCT 变换对高频各子带进行局部特征提取,进而估计噪声能量的估计阈值,实验表明,该算法不仅很好地去除了高斯白噪声,而且更大程度地保留了图像的细节信息,并改善了图像的细节效果和提高了图像的 PSNR 值,因此更具有实用价值。

参考文献 (References)

- 1 Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, **41**(3):613-627.
- 2 Do Minh N, Vtterli M. The contourlet transform: An efficient directional mutiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Prosessing to Apper, 2005, **14** (12): 2019-2106.
- 3 Hubel D H, Nwiesel T. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex [J]. Journal of Physiology, 1962, **160**(1):106-154.
- 4 Xie Jie-cheng, Zhang Da-li, Xu Wen-li. Over view on wavelet image denoising[J]. Journal of Image and Graphics, 2002, **7**(3):209-217. [谢杰成,张大力,徐文立. 小波图象去噪综述[J]. 中国图象图形学报, 2002, **7**(3) 209-217.]
- 5 Do M N, Vetterli M. Contourlets: A directional multiresolution image representation[A]. In: Processings of IEEE International Conference on Image Processing[C], New York, USA, 2002: 357-360.
- 6 Lian Qiu-sheng, Kong Ling-fu. The construction of redundant construction transform and its application to SAR image despeckling [J]. Journal of Electronics&Information Tehenology, 2006, **28**(7): 1215-1218. [练秋生,孔令富. 冗余轮廓波变换的构造及其在 SAR 图像降斑中的应用[J]. 电子与信息学报, 2006, **28**(7): 1215-1218.]
- 7 Smith Lindsay I. A Tutorial on Principal Components Analysis[EB/OL]. http://csnet.otago.ac.nz/cosc453/student_tutorials/principal_components.pdf. 2002.
- 8 Shlens Jonathon. A Tutorial on Principal Component Analysis[EB/OL]. <http://www.snl.salk.edu/~shlens/pub/notes/pca.pdf>. 2005.
- 9 Rui Ting, Wang Jin-yan, Shen Chun-lin, et al. Wavelet image denoising based on pricipal componet analysis [J]. Mini-Micro Systems, 2006, **27**(1):158-161. [芮挺,王金岩,沈春林等. 基于 PCA 的图像小波去噪方法[J]. 小型微型计算机系统, 2006, **27**(1):158-161.]
- 10 Rui Ting, Wang Jin-yan, Shen Chun-lin, et al. Wavelet image denosing based on discrete cosine transform [J]. Opto-Electronic Engineering, 2005, **32**(1):51-54. [芮挺,王金岩,沈春林等. 采用离散余弦变换的小波图像去噪方法[J]. 光电工程, 2005, **32**(1):51-54.]