

一种基于非抽样 LP 的 Contourlet 变换图像去噪方法

王发牛 梁 栋 程志友 唐 俊

(安徽大学电子科学与技术学院,合肥 230039)

摘 要 由于提高 Contourlet 变换冗余性可以抑制去噪结果中的伪 Gibbs 现象,因此为了提高变换冗余度和避免数据量过大,以进行快速有效的图像去噪,提出了一种基于非抽样 LP 的 Contourlet 变换图像去噪方法。该方法首先对带噪图像进行非抽样 LP 多尺度分解;然后对各子带图像进行临界抽样的 DFB 分解,再采用尺度相关的分层模型对各子带图像进行阈值处理;最后对处理后的子带图像进行 DFB 和 LP 重建,以得到去噪后的图像。与同类型有关方法进行的对比实验表明,在去噪后图像的 PSNR 值上,该方法比常规 Contourlet 变换方法至少提高 1dB;在完成时间方面,该方法比其他改进方法快 1 倍以上。

关键词 图像去噪 Contourlet 变换 非抽样滤波器

中图法分类号: P391.41 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2009)03-0458-05

A Method for Image De-noising Based on Nonsampled Pyramid Contourlet Transform

WANG Fa-niu, LIANG Dong, CHENG Zhi-you, TANG Jun

(Department of Electronics Science & Technology, Anhui University, Hefei 230039)

Abstract By enriching redundancy of the contourlet transform, it is possible to weaken pseudo-Gibbs phenomena in the process of image de-noising by thresholding. In order to remove noise from image effectively and quickly, by enriching redundancy of the contourlet transform and avoiding too much data, a method for image de-noising based on non-sampled pyramid contourlet transform is proposed. The method decomposes noisy image using nonsampled LP for multi-scale, and decomposes sub-image using critical sampled DFB, then performs scale related threshold for shrinkage, finally reconstructs de-noised image. Experiments compared with other related methods show that the proposed method, on the PSNR values of the de-noised images, yields improvements up to 1dB over original contourlet transform; on the time consumption, costs half less than other improved methods.

Keywords image de-noising, Contourlet transform, nonsampled filter banks

1 引 言

近 20 年来,小波变换在信号及图像处理领域得到了广泛应用。其中利用小波变换去除信号和图像中的噪声进行了广泛深入的研究。小波变换为图像

去噪提供了强有力的工具,由于小波变换具有良好的时频分析特性,根据图像与噪声在不同尺度上的不同特性,通过选取不同的阈值来对图像进行去噪,不仅可克服传统方法处理非平稳信号时存在的局限性,而且可取得良好的去噪效果。然而最近很多研究者们意识到小波变换由于缺少方向性,因而不能

基金项目:国家自然科学基金项目(60772121);安徽省高校青年教师科研资助项目(05020413)

收稿日期:2007-07-06;改回日期:2007-10-16

第一作者简介:王发牛(1973 ~),男,讲师。现为安徽大学电子科学与技术学院电路与系统专业博士研究生。研究方向为信号处理与模式识别。E-mail:fnwang@ahu.edu.cn

获取图像中边缘光滑性的认识,这样一些新的变换就被提出,以克服小波变换这方面的不足。最近 Do 和 Vetterli 等人提出了一种多尺度多方向性的图像表达方法——Contourlet 变换^[1]。Contourlet 变换在继承小波变换的多尺度分析特性同时,还具有高度的方向性及各向异性,是一种“真正”的 2 维图像的稀疏表达方式,并且在离散化实现上具有类似于小波变换的滤波器组结构和可以高效实现的特点。

线性变换的特性决定于所采用的基函数集合,Contourlet 变换的最终结果是用长条形的支撑区间基函数来逼近原图像,其变换的效率体现在能够用较少的基函数来反映所处理信号的本质特征。而且多分辨率框架中的基函数集合是否冗余,其对于应用有着重要影响。其中非冗余性变换适合于编码、压缩等应用,而冗余性变换则在获取信号特征以及去噪、增强、边缘检测等应用中要优于非冗余性变换。实现 Contourlet 变换的塔形方向滤波器组(PDFB)由 LP(Laplacian pyramid)和方向性滤波器组(DBF)组成,不仅均存在下抽样操作,且变换冗余度较低(上限为 4/3)。低冗余度的缺点表现在应用系数阈值进行图像去噪时,容易产生伪 Gibbs 现象的视觉误差。为改善去噪结果,一些研究者们提出了相关的改进方法。例如文献[2]、[3]提出了 Contourlet 变换结合 Cycle-Spinning 的去噪技术(CSCT);文献[4]提出并研究了非抽样形式的 Contourlet 变换(NSCT),并将其应用于图像去噪。

虽然 CSCT、NSCT 方法有效提高了去噪效果,但存在方法实现时,数据运算量增加巨大、数据结构复杂、完成时间长的缺点。为了改善去噪效果,本文兼顾考虑了变换冗余度提高、运算数据量增加和运算时间长的问题,提出仅将 Contourlet 变换的 PDFB 结构中的 LP 变换采用非抽样形式,而在系数处理上则采用分层确定阈值的图像去噪方法。为验证本文方法的去噪效果和时间效率,本文对常规 Contourlet 变换(CT)、CSCT、NSCT 以及本文方法的图像去噪效果以及方法的完成时间进行了对比实验,并给出了实验数据。

2 Contourlet 变换 PDFB 结构实现

Contourlet 在实现上采用了塔形方向性滤波器组,图 1 是 Contourlet 变换分解的实现框图,它由子带分解和方向性滤波两个主要部分组成,重建是分

解过程的对偶操作,同样可快速实现。LP 用来实现多尺度分解,每一级分解先得到一个近似信号和细节信号;然后将细节图像进一步送入方向性滤波器进行分解,即可得到各方向的子带信号;最后对近似信号进行下抽样后再重复上述过程,即可实现对图像的多尺度多方向性分解。

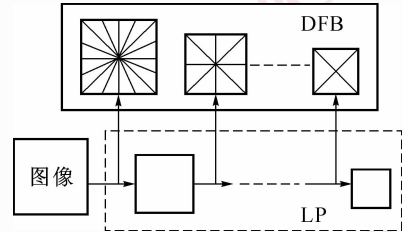


图 1 Contourlet 变换实现

Fig. 1 A flow graph of Contourlet transform

用 LP 实现子带分解能避免低频成分泄漏到各个方向性的子带图像中;而 DBF 通过梅花形下抽样和重抽样操作则能实现滤波器频域旋转,其特性是能够提取图像中的 2 维方向性信息,而下抽样操作则能保持分解前后数据点数不变。最终 Contourlet 变换冗余度较低(上限为 4/3)的原因来源于 LP,且与 LP 的冗余度相同。PDFB 在每一尺度上可以有不同数量的方向,通常为 2 的幂,且频带降低一半,方向数减少一半。图 2 显示了 Contourlet 变换对频域的一种划分情况。

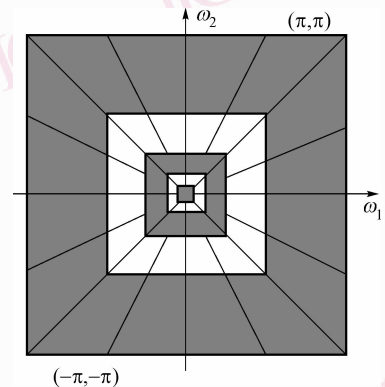


图 2 Contourlet 变换对频域进行划分的情况

Fig. 2 Frequency decomposition of Contourlet transform

3 基于 Contourlet 变换去噪

用 Contourlet 变换来实现图像的多尺度多方向分解,该表达方式不仅能准确把握图像的几何结构

信息,而且能有效获取图像中的边这个重要特征,是对图像一种“真正”的稀疏表达。Do 和 Vetterli 利用 Contourlet 变换对图像进行了非线性逼近和去噪实验,均显示出好于小波变换的结果^[1]。但由于 LP 和 DFB 中存在下抽样操作,因此 Contourlet 变换冗余度较低,不具有平移不变性,且同正交小波变换阈值去噪一样,去噪结果中的图像边缘附近容易产生伪 Gibbs 现象。

CSCT 是一种 Contourlet 变换结合 Cycle-Spinning 技术的图像去噪方法^[2-3]。记 $S_{i,j}$ 为循环平移算子,下标 i,j 为行和列上的平移量, T 为变换算子, T^{-1} 为逆变换算子, Λ 为阈值处理算子,则该方法对图像的去噪过程可用下式表示:

$$\hat{x} = \frac{1}{K_1 K_2} \sum_{i=1}^{K_1} \sum_{j=1}^{K_2} S_{-i,-j} (T^{-1} (\Lambda_i [T(S_{i,j}(x))])) \quad (1)$$

式中, K_1, K_2 为循环平移的最大平移量。也就是多次对含噪图像进行“循环平移-阈值去噪-反方向循环平移”,然后对各次平移去噪所得结果进行线性平均。

NSCT 是具有平移不变性的非抽样形式 Contourlet 变换^[4],文献[4]同时还对 2 维滤波器的设计问题进行了深入研究,使得 NSCT 可以获得更好的频率选择性和频率定位,以便进行更好的子带分解。算法的核心是采用不可分离的双通道非抽样滤波器,并通过 a trous 算法实现^[5]。

CSCT、NSCT 方法虽均能有效抑制去噪结果中的伪 Gibbs 现象,但付出的代价是运算数据量的增加。CSCT 方法为一次 CT 去噪方法运算量的 $K_1 \cdot K_2$ 倍,并涉及平移反平移操作。NSCT 方法由于采用了非抽样形式的 LP 和 DFB,因此分解所得的每一子带图像均与原输入图像大小一致,并导致数据量随分解尺度呈指数级增加,另外 a trous 算法还要涉及重复对滤波器系数进行补零操作。CSCT、NSCT 方法在数据结构组织和数据量上均增加了算法的复杂度,其共同点是增加了变换冗余性。本文从增加变换冗余性出发,并同时考虑避免数据量剧增,提出了一种 Contourlet 变换去噪方法,即对于 Contourlet 变换的 PDFB 结构中的 LP 变换采用非抽样形式,而 DFB 仍保持临界抽样,并且在系数阈值处理上采用与尺度相关的处理模型。

选择非抽样形式的 LP 变换(如图 3 所示),图中 $H_0(z)$, $H_1(z)$ 表示低通、高通滤波器, $H(z^{2^l})$ 表示对滤波器系数进行上抽样。

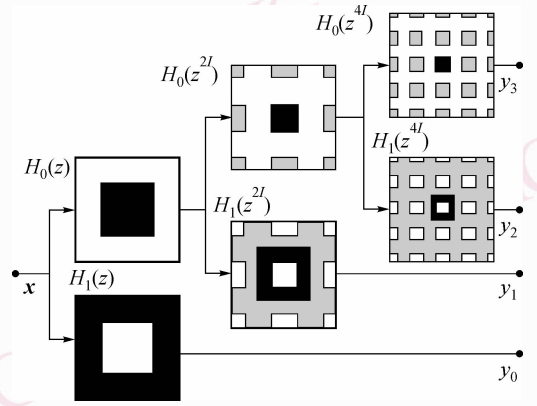


图 3 LP 变换 3 级塔式分解
Fig. 3 Three-stage pyramid decomposition

在子带分解上,非抽样滤波器不仅能提供良好的频率选择性,其能将变换冗余度提高到 $J+1$ (J 是分解尺度级别),而且每一级分解只涉及到一对滤波器系数补零。DFB 仍为临界抽样,其目的是保持实现的效率和避免数据量的巨大增加,因为非抽样形式的 DFB,除了其冗余度等于其方向数量外,每一级分解中对滤波器系数补零的操作要涉及多对双通道滤波器。可见本文方法兼顾考虑了变换冗余度的提高、实现效率和数据量的增加。

由于采用了冗余性 LP 变换,对于受高斯白噪声污染的图像,变换后,噪声成分在不同尺度上的能量分布亦不同。子带图像所在的尺度越大,越能集中信号的主要能量;尺度越小,受噪声的影响越大。本文采用小波变换去噪中的分层系数处理模型^[6],各层(尺度)的阈值确定为

$$T_j = \lambda \sigma \alpha^{-j} \quad j=0, \dots, J-1 \quad (2)$$

式中, σ 为噪声标准方差,可由先验知识或估计确定, λ, α 由经验确定,取值范围一般为 $[3 \sim 5]$ 。上式表示在同一尺度 j 下,进行不同方向子带图像系数萎缩处理(即硬或软阈值处理)的阈值相同,均选择为 T_j ,该阈值随着尺度增大呈指数衰减。

4 实验结果及分析

为验证本文方法的有效性,利用加入零均值白噪声的 Peppers、Lena、Barbara 3 幅图像,进行了图像去噪实验。参与比较的方法有 CT 方法、CSCT 方法、NSCT 方法以及本文方法。表 1 显示了在不同噪声方差水平下,各去噪方法去噪后图像的峰值信噪比 (PSNR)。

表 1 不同去噪方法的去噪效果对比

Tab. 1 PSNR values of the de-noising experiments

图像	σ	不同方法去噪后图像的峰值信噪比(dB)				
		Noisy	CT方法	本文	CSCT	NSCT
Lena	20	22.10	28.49	30.05	30.53	32.03
	25	20.18	27.78	29.29	29.53	31.04
	30	18.57	26.92	28.70	28.73	30.35
	35	17.26	26.33	28.20	27.95	29.78
	40	16.07	25.70	27.74	27.34	29.10
Barbara	20	22.10	26.13	27.78	28.66	29.41
	25	20.16	25.08	26.85	27.49	28.27
	30	18.58	24.26	26.13	26.31	27.24
	35	17.25	23.57	25.56	25.49	26.44
	40	16.08	23.03	24.99	24.84	25.79
Peppers	20	22.10	28.62	30.09	30.63	31.60
	25	20.16	27.62	29.33	29.56	30.86
	30	18.58	26.77	28.70	28.72	30.07
	35	17.25	26.09	28.18	27.98	29.46
	40	16.08	25.47	27.69	27.38	28.85

实验用的图像大小为 512×512 , 在 Contourlet 变换中, LP 变换采用“9-7”小波系数, 方向滤波器组 DFB 采用“23-45”滤波器^[7], 系数 $\lambda = 3, \alpha = 4$; 系数处理方式采用硬阈值处理; Contourlet 变换中要对图像进行 5 级 LP 变换, 方向数分别为 $[2\ 4\ 8\ 16\ 32]$, CSCT 方法循环平移范围为 $[4, 4]$ 。

表 1 实验结果表明, 本文方法在各种情况下的去噪效果均好于 CT 方法, 去噪后图像的 PSNR 能提高 1dB 左右。与 CSCT 方法相比, 在低噪声方差时, PSNR 值略低, 而在高噪声方差时, PSNR 值却略高, 两者总体的去噪效果接近。与 NSCT 方法相比, 本文方法去噪后图像的 PSNR 值低 1.5 dB 左右。

NSCT 方法的去噪效果最好, 但是在方法实现完成的时间上却是最慢的, 图 4 显示了完成一次去噪任务各种方法的运行时间比较 (运行环境为 Matlab6.5 Pentium 2.80 GHz 1GRAM)。

图 4 表明, 本文方法比 CT 方法的完成时间稍慢, 但要快于 CSCT 和 NSCT 方法, 较该两方法可节省时间 0.5 ~ 6 倍。结合表 1、图 4 的数据分析表明, 在综合考虑去噪效果和时间效率时, 本文方法具有优势。图 5 显示了对 Barbara 图像加入方差 $\sigma =$

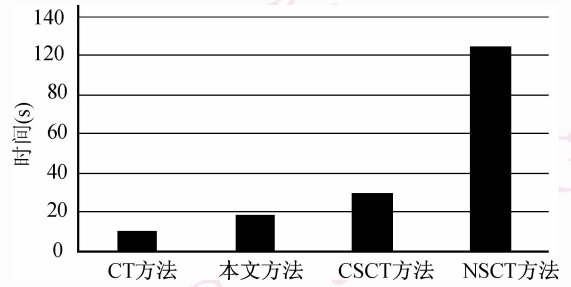


图 4 不同去噪方法完成时间比较

Fig. 4 Running time of different methods

20 的噪声, 各去噪方法去噪后的图像的局部视觉效果。



图 5 不同方法的去噪效果及去噪后图像的 PSNR

Fig. 5 De-noising results of the Barbara image

5 结论

本文通过对 Contourlet 变换的实现过程及其系数萎缩的图像去噪方法进行研究, 提出了对 PDFB

结构中的 LP 变换采用非抽样形式,而 DFB 仍保持用临界抽样的 Contourlet 变换实现,并将其应用于图像噪声的消除,而在系数阈值处理上则采用与尺度相关的分层处理。与同类型有关图像去噪方法进行的比较实验表明,本文方法与 CT 方法相比,去噪后图像的 PSNR 至少提高 1dB;在方法实现时间上更快地于 CSCT 和 NSCT 方法,可节省 0.5~6 倍的时间。本文方法由于提高了变换冗余度,同时避免了数据量的剧增,因而具有良好的去噪效果和实现效率。本文方法在变换系数处理上还是基于一种简单的分层模型,而继续准确深入分析变换系数在各子带的分布特性,研究探索更优的系数处理方法,则是值得进一步研究的问题。

参考文献 (References)

- 1 Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation [J] . IEEE Transactions on Image Processing, 2005, **14**(12) :2091-2106.
- 2 Ramin Eslami, Hayder Radha. The contourlet transform for image denoising using cycle spinning [A] . In: Proceedings of Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers [C], Pacific Grove, Michigan, USA, 2003 :1982-1986.
- 3 Liang Dong, Shen Min, Gao Qing-wei, *et al.* A method for image denoising based on the contourlet transform using recursive cycle spinning [J] . Acta Electronica Sinica, 2005, **33**(11) :2044-2046. [梁栋,沈敏,高清维等. 一种基于 Contourlet 递归 Cycle Spinning 的图像去噪方法 [J] . 电子学报, 2005, **33**(11) :2044-2046.]
- 4 Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: Theory, design, and applications [J] . IEEE Transactions on Image Processing, 2006, **15**(10) :3089-3101.
- 5 Shensa M J. The discrete wavelet transform: Wedding the a trous and Mallat algorithms [J] . IEEE Transactions on Signal Processing, 1992, **40**(10) : 2464-2482.
- 6 Tu Dan, Shen Jian-jun, Shen Zhen-kang. The application of wavelet thresholding method in image de-nosing [J] . Journal of National University of Defense Technology (in Chinese), 1999, **21**(2) :42-45. [涂丹,沈建军,沈振康. 小波阈值技术在图像降噪中的应用研究 [J] . 国防科学技术大学学报, 1999, **21**(2) :42-45.]
- 7 Phoong S M, Kim C W, Vaidyanathan P P, *et al.* A new class of two-channel biorthogonal filter banks and wavelet bases [J] . IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, **43**(3) :649-665.