

文章编号: 0253-2239(2008)03-0462-05

基于 Contourlet 变换的遥感图像去噪新算法

张晶晶^{1,2} 方勇华¹

(¹中国科学院安徽光学精密机械研究所遥感研究室, 安徽 合肥 230031)
²安徽大学 电子工程与技术学院, 安徽 合肥 230039)

摘要 提出了一个新的有效的基于 Contourlet 变换的遥感图像去噪方法。对有噪图像进行 Contourlet 分解; 对 Contourlet 变换系数引入一个几何先验模型, 结合噪声和有用信号的条件分布进行贝叶斯估计, 得到每一系数作为有用信号的后验概率, 以之作为修正因子修正小波萎缩因子; 对重构图像进行递归循环运算处理。仿真实验结果表明, 去噪后图像去除了常见的伪吉布斯现象, 峰值信噪比提高了 1~2 dB。

关键词 图像处理; Contourlet 变换; 贝叶斯估计; 递归循环运算

中图分类号 TP751 文献标识码 A

Novel denoising Method for Remote Sensing Image Based on Contourlet Transform

Zhang Jingjing^{1,2} Fang Yonghua¹

(¹ Remote Sensing Laboratory, Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei, Anhui 230031, China)
² School of Electronic Sciences and Technology, Anhui University, Hefei, Anhui 230039, China)

Abstract We propose a new and efficient denoising method for remote sensing image based on the contourlet transform. Firstly, we introduce a geometrical prior model, and estimate the Bayesian framework by combining the noise with the useful signal. Then, we compute each coefficient as the probability of available signal, modifying the wavelet shrinkage factor. Finally, we reconstruct multi-resolution wavelet coefficient and process it using recursive cycle spinning. The experimental results show that the denoised image eliminates pseudo-Gibbs phenomena, the peak signal-to-noise ratio increases 1~2 dB.

Key words image processing; contourlet transform; Bayesian image processing; recursive cycle spinning

1 引 言

小波变换是一种强有力的数学分析工具, 利用小波多分辨率分析特性进行图像噪声的消除一直是近年来的一个研究热点。但是, 小波变换在多尺度图像处理中, 将图像按水平方向、垂直方向和对角方向进行分解, 这种处理方式只能体现图像变化的各向同性(Isotropic)性质, 而不能体现图像的各向异性(Anisotropic)特性, 即图像变化的多方向特征, 也就是说小波分析并不能充分利用图像数据本身特有

的几何特征, 并不是最优的或者说最“稀疏的”函数表示方式。Contourlet 变换是一种新的多尺度几何变换方法, 也称塔型方向滤波器组(Pyramidal direction filter bank, PDFB), 继承了小波变换的多分辨率分析特性, 而且能够充分体现图像变化的各向异性性质。通过贝叶斯估计方法对 Contourlet 分解系数进行修正, 比一般的(软、硬)阈值去噪的结果更好^[1,2]。另外, 与小波变换相同, Contourlet 变换也缺乏平移不变性, 在去噪过程中会产生伪吉布

收稿日期: 2007-05-11; 收到修改稿日期: 2007-07-17

基金项目: 国家 863 计划(2006AA12Z131)资助课题。

作者简介: 张晶晶(1974—), 女, 浙江人, 讲师, 博士研究生, 主要从事遥感图像的处理和分析等方面的研究。

E-mail: helenzjj@aiofm.ac.cn

导师简介: 方勇华(1966—), 男, 安徽人, 博士, 研究员, 主要从事卫星遥感和环境监测等方面的研究。

E-mail: yhfang@aiofm.ac.cn

斯(Gibbs-like phenomena)现象,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^[3]以及 Fletcher A K 等提出的递归循环运算(Cycle spinning)^[4,5]都是用来抑制小波阈值去噪所产生的伪吉布斯现象的。为此,本文提出一种基于 Contourlet 分解和贝叶斯估计的递归循环运算 的图像去噪方法,它能很好地克服 Contourlet 变换缺乏平移不变性这一缺陷。实验结果显示,与小波相关去噪法相比该方法更有效地保留图像的细节和纹理,获得更好的视觉效果。

2 基本原理

2.1 Contourlet 变换

离散 Contourlet 变换也称塔形方向滤波器组,是小波变换的一种新扩展。它不仅保持了传统可分离小波变换的良好时频局部化的分析能力,还具有良好的方向分析能力,能反映图像在不同分辨力上沿任意方向的变化情形,充分体现图像的方向属性^[6]。首先由拉普拉斯金字塔(Laplacian pyramid, LP)变换对图像进行多尺度分解,以“捕获”奇异点。接着由方向滤波器组(Directional filter bank, DFB)将分布在同方向的奇异点合成为一个系数,变换的最终结果是用类似于轮廓段(Contour segment)的基结构来逼近原图像。相比临界采样小波,拉普拉斯金字塔分解在高维情况下每层仅产生一个带通图像,避免了扰频现象(因为拉普拉斯金字塔滤波器组仅在低通图像下采样)。二维方向滤波器组应用于拉普拉斯金字塔分解得到的每一级高频分量上,在任意尺度上可分解得到 2 的 n 次方的方向子带。拉普拉斯金字塔与方向滤波器组结合形成的双层滤波器组结构称为塔形方向滤波器组,由于其实质上是轮廓段的方式逼近原始图像,因此也称为离散 Contourlet 变换^[7]。图 1 为 Contourlet

变换的流程图,图 2 为 Contourlet 频域分解图,实际应用中,方向数随着尺度增大而增多。

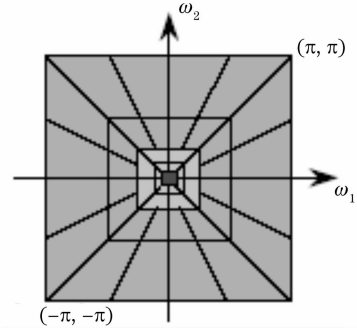


图 2 Contourlet 变换频率分解图

Fig. 2 Frequency decomposition of contourlet transform

2.2 基于 Contourlet 分解的的贝叶斯去噪原理

对被高斯白噪声污染的图像进行去噪是图像处理的经典问题,目的在于尽可能多地滤除噪声的同时,又最大限度地保留信号的重要特征。基于小波的经典去噪方法是对小波系数进行非线性萎缩估计,如 Donoho 等人提出的 VisuShrink、SureShrink 等算法^[8]。假设无噪信号服从某种先验分布,利用贝叶斯估计技术对风险函数最小化,能得到特性更好的小波萎缩函数。这种基于统计模型的贝叶斯萎缩法(Bayesian shrinkage)有 2 个问题要解决^[9]: 1) 先验模型的选择; 2) 具体的贝叶斯估计技术。对于图像小波系数,广义高斯分布(Generalized Gaussian distribution,GGD)是被广泛使用的先验模型^[10,11];对于第 2)个问题,最常用到的是最小均方误差(Minimum mean squared error, MMSE)估计和最大后验(Maximum a posteriori, MAP)概率估计,分别对应二次型和均匀型贝叶斯风险函数。同时,利用广义高斯分布模型对小波子带内的系数进行建模,可以得到子带自适应阈值和相应的算法,如 BayesShrink、MapShrink 算法等。但这些方法都是假定小波系数是独立同分布的。本文采用的是第一种最小均方误差估计,大量研究表明图像小波系数之间存在着一定的相关性,利用这种相关性,可以对小波系数的统计分布进行更为精确的描述,从而进一步改善去噪性能。

对加性噪声分布近似可以认为是高斯分布。对于加性噪声模型 $Y = X + N$, Contourlet 变换后的信号仍为两部分组成 $W_Y = W_X + W_N$ 。式中, W_Y 代表输入图像的 Contourlet 变换系数, W_X 代表真实图像的小波系数, W_N 为噪声的 Contourlet 变换系数。对真实 Contourlet 变换系数采用贝叶斯萎缩法进

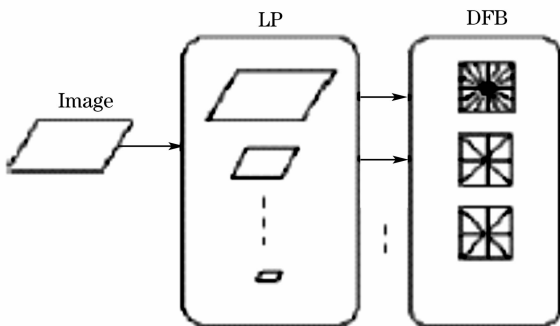


图 1 Contourlet 变换的流程图

Fig. 1 Flow chart of contourlet transform

行估计, $\hat{W}_X = \eta W_Y$, 这里的 η 是萎缩因子。按照最小均方误差估计理论, 最佳的 η 应该是通过 W_X 和 \hat{W}_X 的最小均方误差来得到

$$\eta' = \underset{\eta}{\operatorname{argmin}} E[(\hat{W}_X - W_X)^2] = \frac{E[W_Y^2] - E[W_Y W_B]}{E[W_Y^2]}. \quad (1)$$

为了避免计算复杂化, 基于广义高斯模型来计算萎缩因子 η , 对真实 Contourlet 系数 W_X 采用最小均方差来估计

$$\hat{W}_X = \sum_{k=0,1} P(S = k | W_Y) \frac{\delta_{W_Y}^2 - \delta_{W_B}^2}{\delta_{W_Y}^2} W_Y, \quad (2)$$

$\delta_{W_Y}^2$ 为带有噪声的输入图像 Contourlet 系数 W_Y 最小均方差, 根据贝叶斯统计理论计算得

$$P(S = k | W_Y) = \frac{P(W_Y | S = k) P(S = k)}{P(W_Y)}, \quad (3)$$

(2) 式中, 所有的参量除了 $\delta_{W_B}^2$, 都可以从带有噪声的输入图像 Contourlet 系数 W_Y 估计,

$$\delta_{W_B}^2 = \frac{\psi_j \mu_Y^2 - \delta_{W_Y}^2}{1 + C_F^2} C_F^2, \quad (4)$$

其中 $\mu_Y = E[Y]$, C_F 为调整参量, 在一般的强度图中 C_F 都为 $\sqrt{1/L}$ (在程序中也可根据具体情况进行适当的调整), 参量 ψ_j 被定义为

$$\psi_j = \left(\sum_k (h_k)^2 \right)^2 \left(\sum_l (g_l)^2 \right)^{2(j-1)}, \quad (5)$$

式中 h 和 g 分别为被分解的 j 层中每一层的高频和低频滤波器^[12]。

2.3 递归循环运算 (Cycle spinning)

虽然这种通过对 Contourlet 系数进行统计分析的方法对纹理细节的恢复效果最好, 但在信号的不连续邻域, 去噪后会表现出视觉上的非自然信号 (Visual artifact), 如伪吉布斯现象, 即不连续点附近的信号会在一个特定的目标水平上下跳变^[3]。通常这种现象产生的原因是和信号不连续点的位置有关, 确切地说, 是信号的特征 (如不连续点) 和小波基元素的特征之间的精确对准有关, 在 Contourlet 变换中也会同样发生。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。因此, 本文不采用单一平移, 而是通常采用 n 次循环平移, 并将每次平移去噪后的结果再进行平均, 即所谓“循环平移-去噪-逆向循环平移”的平移不变量 Contourlet 去噪法^[13]。

假设图像 $f(x, y)$, T 为 Contourlet 变换算子, $S_{i,j}$ 为循环平移算子, K_1, K_2 分别表示行和列方向

上的最大平移量, θ 为阈值算子, 对所有去噪结果进行线性平均得到抑制伪吉布斯现象的去噪结果

$$\tilde{f}(x, y) = \frac{1}{K_1 K_2} \sum_{i=0}^{K_1-1} \sum_{j=0}^{K_2-1} \tilde{f}_{i,j}(x, y) = \frac{1}{K_1 K_2} \sum_{i=0}^{K_1-1} \sum_{j=0}^{K_2-1} S_{-i,-j} \{ T^{-1} \{ \theta \{ T \{ S_{i,j} [f(x, y)] \} \} \} \}, \quad (6)$$

Fletcher A K 等^[4,5] 提出的递归循环运算将 (6) 式中的循环平移线性平均形式提升为递归形式

$$f_{i+1} = D_{i,j}(f_i), \quad (7)$$

其中

$$D_{i,j}(\cdot) = S_{-i,-j} \{ T^{-1} \{ \Lambda \{ T [S_{ij}(\cdot)] \} \} \},$$

$$i = (l \operatorname{div} K_2) \bmod K_1, \quad j = l \bmod K_2,$$

div 为求商符号, mod 为求余数符号, l 为递归运算次数。在实验中, 一般常规循环次数是 8~9 次, 循环平移的次数不能太多, 如果太多, 会影响程序的执行效率, 图像的视觉效果也不理想。控制在 3 次左右, 图像的去失真效果最好。因此利用递归循环运算可以非常有效地消除由于 Contourlet 变换缺乏平移不变性而引起的图像失真。

3 基于 Contourlet 变换和贝叶斯估计的递归循环运算图像去噪算法

本文提出基于 Contourlet 变换和贝叶斯估计递归循环运算图像去噪算法步骤如下:

- 1) 取 $l=0$, 设定递归次数 $L=3$;
- 2) 设原图像 $f(x, y)$, 取 $i = (l \operatorname{div} K_2) \bmod K_1$, $j = l \bmod K_2$, 对 $f(x, y)$ 进行循环平移; $j \in [0, K_2 - 1]$, $i \in [0, K_1 - 1]$, $j=0, i=0$;
- 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;
- 4) 对分解后的 Contourlet 高频系数在最小均方误差模式下进行阈值处理;
- 5) 对处理过的 Contourlet 系数进行 Contourlet 逆变换, 得到去噪后的图像 $\tilde{f}(x, y)$;
- 6) 对重构图像 $\tilde{f}(x, y)$ 各自分别进行行和列的逆行平移;
- 7) $i=i+1, j=j+1, l=l+1$ 返回 1), 直达到递归次数, 即 $l=L$ 。

4 实验结果和分析

现实中的大部分图像不但含有高斯噪声, 而且还含有椒盐噪声, 因此, 为了验证本文算法的正确性

和有效性,选用的是航拍所得的照片,对其施加不同级别的高斯白噪声和椒盐噪声后,用常规离散小波(Discrete wavelet transform,DWT)、基于贝叶斯的常规离散小波变换加循环运算(BDWT_CS)、和本

文提出的方法——基于贝叶斯估计的 Contourlet 变换加递归循环运算去噪方法(BCT_CS)对其进行去噪,实验结果如图 3 所示。

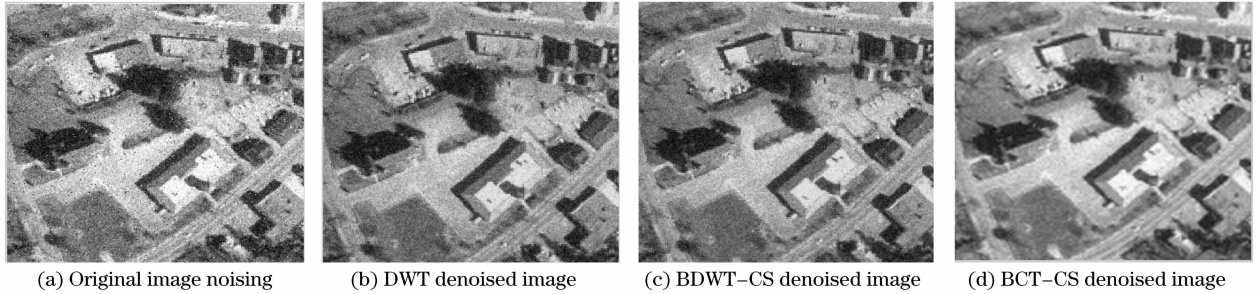


图 3 图像去噪结果

Fig. 3 Denoising results of image

基于 Contourlet 递归循环运算去噪算法与其他小波递归循环运算去噪算法、小波阈值算法相比,能够更有效地去除高斯白噪声和椒盐噪声,采用贝叶斯统计方法估计阈值明显提高了去噪的效率,更有效的保持图像的纹理细节。

针对图像去噪,采用客观评价的标准是峰值信噪比(Peak signal-to-noise ratio,PSNR)和边缘保持指数(I_{ES})。其中,边缘保持指数表征处理后滤波器对边界的保持能力,分为水平边缘保持指数和垂直边缘保持指数。边缘保持指数值愈高,边缘保持能力愈好:

$$I_{ES} = \frac{\sum_{i=1}^m |DN'_{R1} - DN'_{R2}|}{\sum_{i=1}^m |DN_{R1} - DN_{R2}|}, \quad (8)$$

式中 m 是图像像元的个数, DN'_{R1} 和 DN'_{R2} 分别是滤波后沿边缘交接处左右或上下互邻像元的灰度值, DN_{R1} 和 DN_{R2} 分别为滤波前沿边缘交接处左右或上下互邻像元的灰度值。

图 3 中椒盐噪声的强度都是 0.09,但高斯噪声的强度是 15~30。查以看出,离散小波变换能有效地去除高斯噪声,对椒盐噪声去噪效果不理想,图像边缘有失真。经过常规离散小波变换加循环运算处理后,图像的高斯噪声都得到一定程度的抑制,失真得到改善,但对椒盐噪声的去除还是不彻底,并且留下了椒盐噪声的痕迹。采用基于贝叶斯估计的 Contourlet 变换加递归循环运算,不但有效地去除了高斯噪声和椒盐噪声,而且充分保持了边缘。同时去除后图像的峰值信噪比也提高了 1~2 dB。

从表 1 可以看出,在信噪比方面,同样噪声水平下,采用基于贝叶斯估计的 Contourlet 变换加递归

循环运算去噪法处理后的图像比原图像信噪有较大改善,具有良好的去噪效果;相对于采用离散小波变换,常规离散小波变换加循环运算去噪法,信噪比提高更大,而最小均方误差变得更小。在大噪声下(σ 取较大值),原图像具有低信噪比的特点,采用基于贝叶斯估计的 Contourlet 变换加递归循环运算去噪,对信噪比有明显改善,说明本方法非常适合低信噪比、大噪声的图像去噪。

在纹理细节保持方面,由于 Contourlet 变换是用类似于轮廓段(Contour segment)的基结构来逼近原图像,更好地捕获图像的边缘信息,因此,能够获得比小波变换更好的效果。实验结果和边缘保持指数也同样证明了这一点:基于贝叶斯估计的 Contourlet 变换加递归循环运算的边缘保持效果最好,有效地保留了图像的细节信息或边缘信息。

表 1 不同去噪方法去噪后的峰值信噪比和边缘保持指数
Table 1 Peak signal-to-noise ratio and edge sustaining index values of denoised image with different denoising methods

σ	DWT	BDWT_CS	BCT_CS
15	31.92	31.95	32.56
20	29.97	30.25	31.01
25	27.98	28.63	30.01
30	26.88	27.56	29.46
I_{ES}	0.5364	0.5679	0.7699

5 结 论

提出一种基于 Contourlet 变换递归循环运算去噪算法,运用贝叶斯最优估计准则对带噪声的图像在各个尺度空间、各个方向的信号小波系数进行估计,并利用估计的小波系数进行逆变换得到去噪后图像,并对图像进行递归循环运算进行消伪吉布

斯现象处理。试验表明该方法在对遥感图像去噪的同时,能最大程度的保留信号细节。且去噪后图像的信噪比明显提高,在大噪声下,去噪效果明显优于一般的常规去噪方法,是一种适合于低信噪比图像的优良去噪方法。

参 考 文 献

- 1 David L. Donoho. Denoising by soft-thresholding [J]. *IEEE Trans. Information Theory*, 1995, **41**(3): 613~627
- 2 Do M N, Vetterli M. Contourlets: Directional multiresolution image representation[C]. *Proc. IEEE International Conference on Image Processing*, Rochester, NY: 2002. 357~360
- 3 R. R. Coifman, D. L. Donoho. Translation-invariant de-noising [C]. *Wavelets and Statistics, Springer Lecture Notes in Statistics* 103, New York: Springer, Verlag, 1995. 125~150
- 4 Alyson K. Fletcher, Kannan Ramchandran, Vivek K. Goyal. Wavelet denoising by recursive cycle spinning[C]. *Proc. IEEE International Conference Image Processing*, Rochester, NY: 2002. 873~876
- 5 Alyson K. Fletcher, Kannan Ramchandran, Vivek K. Goyal. Iterative projective wavelet methods for denoising [C]. *Proc. SPIE*, 2003, **5207**: 9~15
- 6 Zhang Dexiang. Application and research of remote sensing image processing based on directional wavelet transform[D]. Hefei: Anhui University, 2006
张德祥. 方向小波变换在遥感图像处理中的应用研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2006. 20~21
- 7 Yu Mei, Yi Wenjuan, Jiang Gangyi. Image denoise based on inter-scale correlations of Contourlet transform [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2006, **33**(6): 73~77
郁梅, 易文娟, 蒋刚毅. 基于 Contourlet 变换尺度间相关的图像去噪[J]. *光电工程*, 2006, **33**(6): 73~77
- 8 David L. Donoho, Iain M. Johnstone. Threshold selection for wavelet shrinkage of noisy data [C]. *Proceedings of the 16th Annual International Conference of IEEE, Engineering in Medicine and Biology Society*, 1994, **1**: A24~A25
- 9 Levent Sendur, I. van W. Selesnick. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency [J]. *IEEE Trans. Signal Processing*, 2002, **50**(11): 2744~2756
- 10 Ero P. Simoncelli, van Edward H. Adelson. Noise removal via Bayesian wavelet coring [C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, 1996, **1**: 379~382
- 11 S. G. Chang, Bin Yu, Martin Vetterli. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2000, **9**(9): 1532~1546
- 12 Dexiang Zhang, Qingwei Gao, Juning Chen. Bayesian based wavelet shrinkage for SAR image despeckling using cycle spinning [J]. *J. Electronic Science and Technology of China*, 2006, **14**(2): 127~131
- 13 Eslami R, Radha H. The contourlet transform for image de-noising using cycle spinning [C]. *Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, Pacific Grove, USA, 2003. 1982~1986