

高光谱遥感图像的小波去噪方法

孙 蕾, 谷德峰, 罗建书

国防科学技术大学理学院, 湖南 长沙 410073

摘 要 高光谱遥感图像是由二维空间信息和一维光谱信息组成的三维数据。普通的去噪方式通常是分别对空间信息或光谱信息进行去噪,其主要缺点是忽视了高光谱图像强烈的谱间相关性和图谱合一的特点。针对这些特点,文章提出一种基于小波变换的高光谱遥感图像去噪方法。该方法对各波段高光谱图像逐一进行二维小波变换,根据含噪声大的波段与噪声小的波段的波长关系,对小噪声波段的高频系数加权求和,代替噪声大的波段的高频系数,通过小波逆变换得到去噪后的重构图像。该方法运算速度快,能有效地降低噪声。对机载可见红外成像光谱仪数据(AVIRIS)实验表明,与经典的BayesShrink图像去噪方法相比,方法重构图像的信噪比(SNR)高出3.8~10.6 db,节省运算时间一半以上。

关键词 高光谱图像;小波变换;去噪

中图分类号: TP751

文献标识码: A

DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2009)07-1954-04

引 言

高光谱遥感图像是通过在航天航空平台上,运用成像光谱仪对地球进行观测得到的。成像光谱仪不仅具有很高的空间分辨率,还能在紫外、可见光、红外区域为每个像元提供数百个波段的光谱信息,能产生一条完整而连续的光谱曲线。这种图谱合一的特点使得本来常规遥感中不能识别的地物通过高光谱遥感可以有效的识别。因此高光谱图像在农业、林业、地质勘探、大气监控、军事作战等各个领域都有广泛的应用和深远的影响^[1,2]。高光谱遥感图像在获得和传输中会受到噪声的污染,降低数据分析的可靠性,因此研究高光谱图像去噪技术非常必要。

国内外学者分别对光谱信号^[3-7]和二维图像去噪^[8-12]作出了深入的研究并取得了非常好的效果。但是由于高光谱遥感图像具有图谱合一的特点,单一对光谱信号去噪或对空间维图像去噪,对高光谱图像而言效果还远远不够。为了克服图谱分离的去噪方式带来的缺点,Othman和Qian^[13]提出一种空间光谱域混合去噪的方法,将高光谱图像光谱维变换到一阶微分域,再采用空间和光谱混合小波阈值去噪。Atkinson等^[14]提出在光谱维采用傅立叶变换去噪,在空间维采用2D小波变换去噪。这些方法是将光谱和空间结合在一起,而没有考虑到各波段图像之间存在很强的相关性。Adam等^[15]提出利用波段间的相关性和小波变换系数的稀疏性,将去噪

问题转化为一个优化问题,但是求解该优化问题的时间代价太大。吴传庆等^[16]提出利用高光谱图像波段间的信息冗余,以一个波段的几何信息辅助其他被噪声污染的波段去噪,同时他们也指出该方法容易把一个辅助波段高频的光谱信息也一起加到含噪声的波段中去,引入新的噪声。

为了克服以上方法中的缺点,必须充分考虑到高光谱遥感图像自身的特点,寻求更适合的去噪模型。本文提出一种基于小波分析和光谱特性的高光谱图像去噪方法,并通过AVIRIS数据实验,验证了该算法的有效性。

1 去噪原理

高光谱图像数据可视为三维图像,它由二维图像加一维光谱信息组成。二维图像描述地表被测物空间信息特征,一维光谱信息揭示图像每一像元的光谱曲线特征,由此实现了遥感数据空间信息与光谱信息的有机融合。

近20年来,小波在图像处理方面得到了广泛的应用^[17,18]。由于采用了多分辨率的方法,小波变换后将信号的能量集中在低频,并通过高频信号非常好地刻画了信号的非平稳特征。利用小波分解,可以准确地捕捉信号的边缘、奇异点等信息。

根据文献^[13,19],高光谱图像每个波段的噪声大小是由成像仪本身决定的,噪声的方差是随着光谱波长而变化的,有的波段噪声大,有的波段噪声小,并且有的波段的噪

收稿日期: 2008-03-25, 修订日期: 2008-06-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(60572135)资助

作者简介: 孙 蕾,女,1980年生,国防科学技术大学理学院博士研究生 e-mail: bangbangbing1999@163.com

声非常小可以认为是纯信号。由于高光谱图像具有谱间相关性,它们的小波分解后的高频系数具有相似的轮廓特征,同时波段相邻越近,它们的高频系数幅值大小越接近。因此可以通过受噪声污染小的波段的小波分解高频系数辅助噪声污染大的波段进行去噪。

取两个噪声影响小的波段,将其定义为参考波段,它们中间共有 N 个噪声影响大的波段,将其定义为含噪波段。参考波段分别记为 I_0, I_{N+1} , 中间是噪声影响大的含噪波段,记为 $I_i, i=1, 2, \dots, N$ 。设 λ 表示这些波段的波长, $i=0, 1, \dots, N+1$ 。

首先对各波段图像逐一进行二维小波分解。小波低频系数包含了该波段的大部分能量,保持低频系数不变,也就能保持该波段大部分的光谱信息不变。高频系数表示信号的奇异点信息。对 I_0 和 I_{N+1} 而言,它们的高频系数反映了该波段图像的轮廓信息;对 $I_i, i=1, 2, \dots, N$ 而言,高频系数既有该波段的轮廓信息,又有噪声信号。由于高光谱图像的光谱分辨率极高,相邻波段的像素值非常接近,它们小波变换后的高频系数也非常接近。对相邻近的参考波段的高频系数进行加权求和不仅可以得到含噪波段高频系数的近似值,还可以恢复被噪声破坏的轮廓信息,从而辅助含噪声大的波段去除噪声。设参考波段 I_0, I_{N+1} 位于点 (l, k) 的小波系数分别为 $c_{l,k}^{(0)}$ 和 $c_{l,k}^{(N+1)}$ 。则用 (1) 式求解新的高频系数 $c_{l,k}^{(i)}$:

$$c_{l,k}^{(i)} = \frac{\lambda_{N+1} - \lambda_i}{\lambda_{N+1} - \lambda_0} c_{l,k}^{(0)} + \frac{\lambda_i - \lambda_0}{\lambda_{N+1} - \lambda_0} c_{l,k}^{(N+1)} \quad (1)$$

再将新的高频系数代替含噪波段图像的高频系数,进行小波逆变换,得到去噪图像。(1) 式意义在于如果噪声波段离 λ_{N+1} 近,取 λ_{N+1} 的高频系数的权重就大些;如果噪声波段离 λ_0 近,取 λ_0 的高频系数的权重就大些。这样可以就避免只使用一个波段辅助去噪而引入其他波段信息过大的缺点。

算法流程如下

- (1) 输入高光谱图像数据 $I_i, i=0, 1, \dots, N+1$;
- (2) 对进行小波变换, $i=0, 1, \dots, N+1$;
- (3) 对 $i=1, 2, \dots, N$, 求解新的高频系数 $c_{l,k}^{(i)} = \frac{\lambda_{N+1} - \lambda_i}{\lambda_{N+1} - \lambda_0} c_{l,k}^{(0)} + \frac{\lambda_i - \lambda_0}{\lambda_{N+1} - \lambda_0} c_{l,k}^{(N+1)}$;
- (4) 对 $i=1, 2, \dots, N$, 用新的高频系数代替旧的, 进行小波逆变换, 输出去噪后的重构图像 t_i 。

2 实验结果

实验数据来自美国喷气推进研究室(JPL)制成的机载可见红外成像光谱仪(AVIRIS), 波长范围在 $0.4 \sim 2.45 \mu\text{m}$ 之间的 224 个波段的光谱图像, 光谱分辨率达 10 nm, 每幅图像长为 614 像素, 宽为 512 像素, 每个像素用 16bit。选用了 Jasper Ridge, Lunar Lake 和 Low Altitude 三幅 AVIRIS 图像作为数据。将该数据第 61 至 76 波段量化成 8 bit, 截取图像大小为 256×256 像素。取第 61 和 76 波段作为参考波段, 对 62~75 波段加方差为 30 的高斯白噪声。

用信噪比和均方误差来衡量去噪效果。信噪比是客观衡量去噪图像与原始图像相似程度的标准之一。第 l 波段图像信噪比定义如下

$$\text{SNR}_l = 10 \lg \left(\frac{MN \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{l,i,j}^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{l,i,j} - \bar{f}_{l,i,j})^2} \right)$$

式中, $f_{l,i,j}$ 表示第 l 波段原始图像在坐标 (i, j) 的像素值, $\bar{f}_{l,i,j}$ 表示该波段含噪声或去噪后的图像在坐标 (i, j) 的像素值。 M, N 分别表示图像的长和宽, L 表示总的波段数。

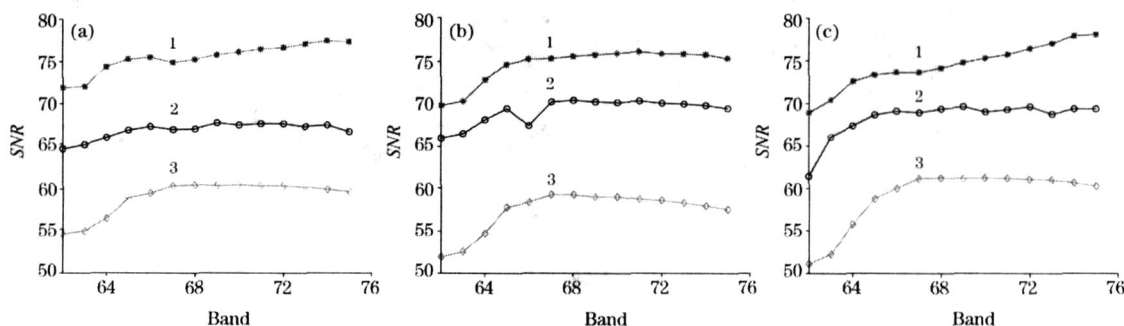


Fig 1 SNR of our denoising method and Bayes Shrink

(a): Jasper ridge; (b): Lunar lake; (c): Low altitude; 1: Our method; 2: Bayes shrink; 3: Noisy band

均方误差定义如下

$$\text{MSE} = \frac{1}{LMN} \sum_{l=1}^L \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{l,i,j} - \bar{f}_{l,i,j})^2$$

算法程序在 MATLAB7.0.1 环境下进行, 选用的小波基为 db6, 将图像进行分解 3 层小波分解。图 1 列出了本文算法和 BayesShrink^[8] 去噪的比较结果, 图中可以看出本文提出的算法比 BayesShrink 能更有效地提高重构图像的信噪比, 该方法重构图像的信噪比高出 3.8~10.6 db。

表 1 列出了该算法在运算时间, 平均信噪比和均方误差

上的比较结果。表 1 表明本文提出的方法能大幅提高图像的信噪比, 重构信号均方误差小, 能够有效地去除噪声, 并且计算时间比传统的算法节约了一倍多。

除了信噪比和均方误差这些客观评价, 图 2 给出了三个数据第 71 波段的原始图像, 含噪声图像, BayesShrink 去噪图像和本文算法去噪图像。从图中可看到 BayesShrink 去噪后的图像比较模糊, 这是由于 BayesShrink 去噪使用了软阈值函数去噪。而本文提出的算法能够更好的保持原有图像的轮廓信息, 保证光谱图像分类, 判别等后续工作可靠性。

Table 1 Computing time, average SNR and mean square error of our denoising method and BayesShrink

	Jasper Ridge		Lunar Lake		Low Altitude	
	本文算法	BayesShrink	本文算法	BayesShrink	本文算法	BayesShrink
运行时间/s	3.156 3	8.703 1	3.046 9	7.765 6	3.000 0	8.390 6
平均 SNR/ db	75.262 2	66.787 1	74.436 1	69.032 7	69.369 7	63.228 2
均方误差	4.656 2	12.800 6	4.202 0	7.964 9	5.358 8	11.233 5

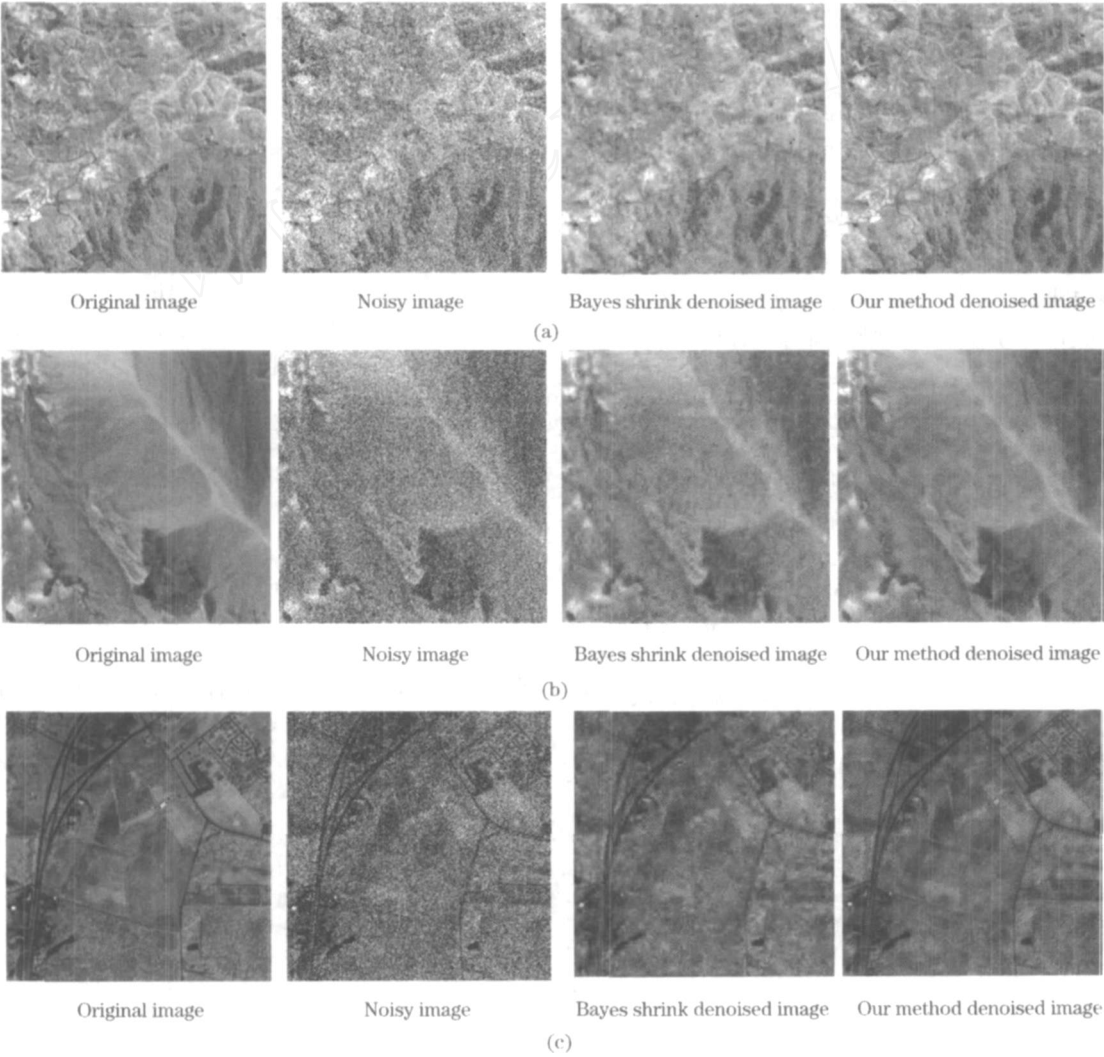


Fig 2 Comparison of the denoised images of AVIRIS data Band 71

(a) : Jasper ridge; (b) : Lunar lake; (c) : Low altitude

3 结 论

本文提出了一种基于小波分析和光谱特性的高光谱图像去噪方法。主要优点为：(1) 充分利用了小波的多分辨率分析

特点和高光谱图像强烈的谱间相关性；(2) 算法简单，无须估计小波阈值；(3) 采用高频系数加权的方法，避免引入单一波段过多的光谱信息；(4) 能够清晰地保持图像的边缘特征。该算法快速简单，去噪效果优于小波阈值去噪方法，在光谱分析中具有广阔的应用前景。

参 考 文 献

- [1] TONG Qing-xi, ZHANG Bing, ZHENG Lan-fen (童庆禧, 张 兵, 郑兰芬). Hyperspectral Remote Sensing and Its Multidisciplinary Application (高光谱遥感的多学科应用). Beijing: Publishing House of Electronics Industry (北京: 电子工业出版社), 2006.
- [2] TONG Qing-xi, ZHANG Bing, ZHENG Lan-fen (童庆禧, 张 兵, 郑兰芬). Hyperspectral Remote Sensing Principle, Technology and Application (高光谱遥感——原理、技术与应用). Beijing: Higher Education Press (北京: 高等教育出版社), 2006.
- [3] Boardman J W. Pasadena Summaries of the Seventh Annual JPL Airborne Geoscience Workshop, 1998, 1. 53.
- [4] Jensen J R. USA. Report of Westinghouse Savannah River Company, 2003. 21.
- [5] TIAN Gao-you, YUAN Hong-fu, CHU Xiao-li, et al (田高友, 袁洪福, 褚小立, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis (光谱学与光谱分析), 2005, 25(4): 516.
- [6] WANG Ying, MO Jir-yuan (王 瑛, 莫金垣). Spectroscopy and Spectral Analysis (光谱学与光谱分析), 2005, 25(1): 124.
- [7] WANG Qiang, SHU Jiong, YIN Qiu (王 强, 束 炯, 尹 球). J. Infrared Millim. Waves. (红外与毫米波学报), 2006, 25(1): 29.
- [8] Chang S G, Yu B, Vetterli M. IEEE Trans. on Image Processing, 2000, 9(9): 1532.
- [9] Donoho D L. IEEE Trans. on Information Theory, 1995, 41: 613.
- [10] Donoho D L, Johnstone I. Biometrika, 1994, 81: 425.
- [11] Donoho D L, Johnstone I. Journal of the American Statistical Association. 1995, 12(90): 1200.
- [12] Porilla J, Strela V, Wainwright M J, et al. IEEE Trans. on Image Processing, 2003, 12(11): 1338.
- [13] Othman H, Qian Shen-En. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(2): 397.
- [14] Atkinson I, Kamalabadi F, Jones D L. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS, 丛书), 2003. 743.
- [15] Zelinski A C, Goyal V K. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS, 丛书), 2006. 387.
- [16] WU Chuan-qing, TONG Qing-xi, ZHENG Lan-fen (吴传庆, 童庆禧, 郑兰芬). Remote Sensing Information (遥感信息), 2005, (4): 10.
- [17] Mallat S G. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine, 1989, 11(7): 674.
- [18] CHENGLirzhi, WANG Hong-xia, LUO Yong (成礼智, 王红霞, 罗 永). Theory and Application of Wavelet (小波的理论与应用). Beijing: Science Press (北京: 科学出版社), 2004.
- [19] Mates D M, Zwick H, Jolly G, et al. System Studies of a Small Satellite Hyperspectral Mission, Data Acceptability. Canada: Can. Gov. Contract Rep., 2004.

Hyperspectral Imagery Denoising Method Based on Wavelets

SUN Lei, GU De-feng, LUO Jian-shu

College of Sciences, National University of Defense and Technology, Changsha 410073, China

Abstract To take advantage of the intrinsic characteristic of hyperspectral imageries, a hyperspectral imagery denoising method based on wavelet transform is proposed in the present paper. At first, two dimensional wavelet transform is performed on hyperspectral images band by band to capture their profiles. Due to the significant spectral correlation between adjacent bands, their high frequency wavelet coefficients are similar as well. Then, according to the wavelength relationship among the bands, which contain noise with different variances, new high frequency wavelet coefficients of seriously noisy bands are computed by the sum of weighted high frequency wavelet coefficients of bands, which contain low variance noise, and their profiles destroyed by noise are recovered in this way. Finally, the denoised images are reconstructed through inverse wavelet transform. The proposed method runs fast and can remove the noise efficiently. It was tested on airborne visible/infrared imaging spectrometer data (AVIRIS) cubes. Experimental results show that the signal-to-noise-ratio (SNR) of the reconstructed images in our method is 3.8-10.6 db higher than the that of the reconstructed images in the classical image denoising method, BayesShrink, and our method saves more than 50% computing time than BayesShrink method.

Keywords Hyperspectral image; Wavelet transform; Denoising

(Received Mar. 25, 2008; accepted Jun. 28, 2008)