

文章编号: 0253-2239(2010)s100410

基于广义交叉验证的高分辨率遥感图像 感兴趣区去噪

张立保^{1,2} 黄颖^{1*} 朱童¹

(¹北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875
²北京师范大学遥感科学国家重点实验室, 北京 100875)

摘要 在基于小波变换的图像去噪中, 广义交叉验证算法利用统计方式能够获得对小波去噪阈值的最优估计, 因此得到广泛应用。但是广义交叉验证具有较高计算复杂度, 对图幅较大的高空间分辨率遥感图像, 计算去噪阈值所消耗的时间较长。提出一种基于感兴趣区与快速广义交叉验证的高分辨率遥感图像去噪算法。新算法利用形状自适应整数小波变换来提取图像感兴趣区, 通过快速广义交叉验证计算高分辨率遥感图像感兴趣区域的小波去噪阈值, 最后利用软阈值算法完成感兴趣区去噪。实验表明, 新算法不仅能够实现遥感图像感兴趣区域的优先去噪, 而且有效降低了广义交叉验证的计算复杂度, 对今后的高空间分辨率遥感图像去噪具有一定价值。

关键词 图像处理; 图像去噪; 小波阈值; 广义交叉验证; 形状自适应小波; 感兴趣区

中图分类号 TN919.8 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201030.s100410

Region-of-Interest Denoising of High Spatial Resolution Remote Sensing Image Based on Generalized Cross Validation

Zhang Libao^{1,2} Huang Ying¹ Zhu Tong¹

(¹ College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China
² State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract In the image denoising methods based on discrete wavelet transform, the generalized cross validation (GCV) algorithm has been proven to be an effective statistical way for estimating the optimal threshold and used widely to remove the image noise. However, GCV has the higher computational complexity than other denoising threshold estimating method. For the high spatial resolution remote sensing image, the GCV algorithm spends most time for computing the wavelet denoising threshold of every subband. An effective and efficient high spatial resolution remote sensing image denoising algorithm based on region of interest (ROI) and fast GCV is proposed. This new algorithm first obtains these image regions of interest (ROI) using shape adaptive integer wavelet transform (SA-IWT) and then computes the denoising threshold of ROI on the high spatial resolution remote sensing image by fast GCV algorithm. Finally, the new algorithm completes the ROI denoising using the soft-threshold method. The experimental results show that the new algorithm can not only first complete ROI denoising of the remote sensing image, but also reduce the computational complexity of GCV effectively. This new method is valuable for future high spatial resolution remote sensing image denoising.

Key words image processing; image denoising; wavelet threshold; generalized cross validation; shape adaptive wavelet; region of interest

OCIS codes 100.6640; 110.1085

收稿日期: 2010-06-20; 收到修改稿日期: 2010-08-06

基金项目: 国家自然科学基金(60602035, 61071103)、中国科学院遥感应应用研究所和北京师范大学遥感科学国家重点实验室开放基金(OFSLRSS201001)资助课题。

作者简介: 张立保(1977—), 男, 博士, 副教授, 主要从事遥感图像目标识别与压缩等方面的研究。

E-mail: libaozhang@163.com

* 通信联系人。E-mail: huangyingbnu@yahoo.cn

1 引 言

高空间分辨率遥感图像的自身辐射特点决定了这类遥感影像的像元混合程度明显低于中低分辨率影像,具有丰富的空间信息,图像的物地几何结构与纹理信息更加明显,更便于认知地物目标的属性特征。当前,随着高空间分辨率遥感图像的商业化及其实用化的发展,实时、高精度、可靠的遥感数据越来越受到重视。人们迫切希望从高空间分辨率遥感图像中获取尽可能多的有用信息。然而高空间分辨率遥感图像信息却易受到光学噪声及电噪声的干扰,导致生成的高空间分辨率遥感图像中有效信息与随机噪声混叠,影响分析与判读。因此,有效地滤除叠加在高空间分辨率遥感图像上的噪声,将会大大降低过分割和误识别概率,为后续遥感图像的信息提取分析创造有利条件^[1]。

高空间分辨率遥感图像所含主要噪声可视为高斯噪声。小波阈值去噪是滤除高斯噪声的有效方法。其关键环节是阈值的选取^[2]。阈值过大会导致原始信号失真严重,阈值过小会导致对噪声的去除不够。Chang 和 Moulin 分别在小波系数服从广义高斯(Gauss)分布及小波系数服从拉普拉斯(Laplace)分布下,各自得到 BayesShrink 阈值及 MapShrink 阈值,且均具有显式表达式;另一类阈值是均方误差(MSE)准则下的最优阈值,不具有显式表达式,需要通过对各阈值下 MSE 估计值的最小化得到近似最优阈值。其中 Weyrich 和 Jansen 在文献[3,4]中应用广义交叉验证(GCV)准则进行阈值选取,用 GCV 函数对 MSE 函数进行估计,通过 GCV 函数取值最小化得到趋于理想阈值,且不需要对噪声方差进行估计,是使用较为广泛的去噪方法。但是 GCV 算法复杂度很高,而且高空间分辨率遥感图像幅面较大,使得 GCV 准则应用于高空间分辨率遥感图像去噪面临着严峻的耗时瓶颈。

为了快速高效地实现针对高空间分辨率遥感图像有用信息的噪声去除,本文将 JPEG2000 中采用的感兴趣区(ROI)压缩思想引入去噪过程中^[5],提出一种基于 ROI 与快速广义交叉验证(Fast GCV)的高分辨率遥感图像去噪算法。首先利用形状自适应整数小波变换(SA-IWT)来提取用户感兴趣的图像区域,这不仅大范围减少了计算去噪阈值所需的小波系数,而且使去噪过程更具有针对性,同时采用文献[7]介绍的快速广义交叉验证模型,进一步减少 GCV 去噪阈值选取过程中的冗余计算。因此,新算法不仅使用户 ROI 获得了较好的高斯噪声去除效

果,而且具有较低计算复杂度与存储开销。

2 基于自适应整数小波变换的 ROI 获取

形状自适应离散小波(SA-DWT)是从一般离散小波通过对边界的适当处理发展而来的,它能对任意形状的图像对象进行小波变换,因此具有广泛的应用空间。其核心思想是,通过适当的边界延拓方法保证任意长度的信号序列均能够被二进小波分解,同时完成降抽样。可对无论奇数长度还是偶数长度的序列,经 SA-DWT 变换后低频子带与高频子带系数之和仍与原始序列个数相同^[6]。

SA-IWT 将 SA-DWT 的边界延拓思想与提升框架有机结合,同时在变换过程中仍保留一般整数小波变换(IWT)的截断取整操作。

$$d[n] = d_0[n] - \left\{ \frac{1}{2} (s_0[n+1] + s_0[n]) \right\}, \quad (1)$$

$$s[n] = s_0[n] + \left\{ \frac{1}{4} (d[n] + d[n-1]) + \frac{1}{2} \right\}, \quad (2)$$

(1)式与(2)式是本文采用的(5,3)整数小波的前向变换公式。其中 $d_0[n]$ 为待分解信号的奇序列系数, $s_0[n]$ 为待分解信号的偶序列系数, $d[n]$ 为 IWT 分解后的高频子带系数, $s[n]$ 为 IWT 分解后的低频子带系数。

由于 SA-IWT 具有灵活的降采样机制,可以对任意长度的信号序列进行分解但不增加分解后的系数冗余,因此可以应用于对图像 ROI 的提取与分解过程,图 1 给出了采用形状自适应(5,3)IWT 对含有两个任意形状 ROI 的 2048 pixel × 2048 pixel 高空间分辨率遥感影像 Quickbird-BJP 的 3 层分解效果图。

3 快速 GCV 去噪阈值选取

小波变换具有良好的时频局部化特性,能较好的处理轮廓信息和细节信息,各子带中小波系数幅值反映了信号在各频率空间频谱能量大小。小波阈值收缩法是滤除高斯噪声的有效方法。其核心在于阈值的选择。理想的阈值应使去噪后的小波系数与未知无噪的小波系数的 MSE 最小。但由于实际情况下无噪图像未知,无法直接对 MSE 进行最小化运算。可以采用 GCV 函数对 MSE 的增减性进行估计,以间接对最优阈值进行估计。GCV 的基本思想是用其他点的值对某点的值进行估计^[2]。在图像

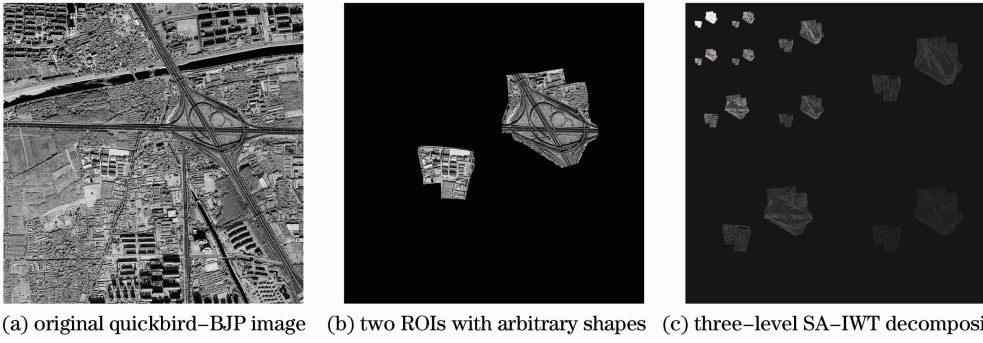


图 1 SA-IWT 对含有两个任意形状感兴趣区域的高空间分辨率遥感影像 Quickbird-BJP 的 3 层分解图

Fig. 1 Three-level SA-IWT decomposition for the high spatial resolution remote sensing image Quickbird-BJP with two arbitrary-shape ROIs

去噪中,原图像在某种程度上是规则的,那么被噪声污染的图像某点像素值就可以用它领域的像素值线性组合近似,这样就能得到相对干净的无噪图像。然后用这些由其领域加权平均的数据计算 MSE 的近似期望值。

Maarten Jansen 等证明了基于 GCV 方法得到的去噪阈值是渐进最优解,当 GCV 函数取到最小时,MSE 也能取到逼近最小。在小波变换域中,针对不同级的不同子带分别计算 GCV 阈值,能取得更好的去噪效果。使用的 GCV 公式可表示为

$$G_{cvj}^c(\delta) = \frac{1}{N_j^c} \frac{\|\omega_j^c - \omega_{j,\delta}^c\|^2}{\left[\frac{N_{j0,\delta}^c}{N_j^c}\right]^2} = N_j^c \frac{\|\omega_j^c - \omega_{j,\delta}^c\|^2}{(N_{j0,\delta}^c)^2} = N_j^c \frac{E_{j,\delta}^c}{(N_{j0,\delta}^c)^2}, \quad (3)$$

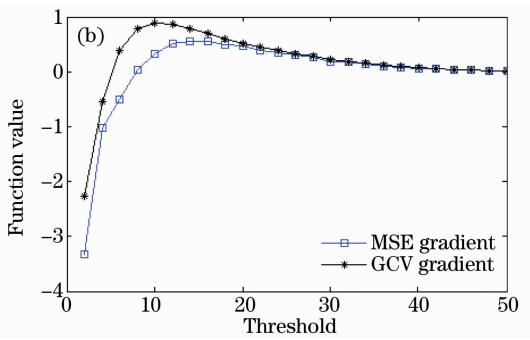
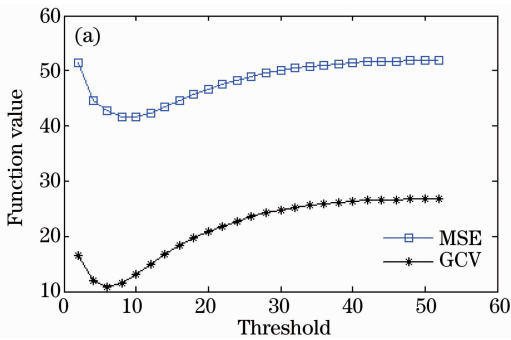


图 2 GCV 函数与 MSE 函数比较

Fig. 2 Comparison between GCV and MSE

为了在高空间分辨率遥感影像中引入 GCV 模型,需要建立快速的 GCV 计算过程,尽量消除阈值求取过程中的冗余计算。本文采用了文献[7]介绍的通过对相邻阈值下的 GCV 函数递推得到的一种快速 GCV 模型,基本实现公式为

$$\begin{bmatrix} N_{j0,\delta}^c \\ E_{j,\delta}^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & N_{UM}(\delta) \\ -(2\delta-1) & 1 & (2\delta-1) \times \sum_{\delta=1}^{\max} N_{UM}(\delta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} N_{j0,\delta-1}^c \\ E_{j,\delta-1}^c \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中 $N_{UM}(\delta)$ 为当前子带中绝对值为 δ 的小波系数的个数, $E_{j,\delta}^s = \|\omega_j^s - \omega_{j,\delta}^s\|^2$ 为软阈值处理前后小波系数向量的差的平方和。

4 基于快速 GCV 的高分辨率遥感图像 ROI 去噪

传统去噪方法一般针对整幅遥感图像,但是高分辨率遥感图像具有超大画幅,即使使用快速 GCV 量算法,其对时间和内存仍有较大占用,因此本文提出仅对高空间分辨率遥感图像中观察者 ROI 用快速 GCV 去噪,即减少了去噪消耗时间,又保证了用户最关心区域的降噪要求。此外,去噪本身也是一种破坏性的操作,对全图去噪,有可能导致部分区域的纹理信息被破坏,影响其他操作与分析。故可针对用户提出要求的 ROI 进行优先的快速 GCV 去噪,而对其他用户未提出需求的区域不进行去噪,保护部分区域的复杂纹理。

设 $x(i)$ 为长度为 N 的输入信号, N 为偶数。小波系数若在偶数点下采样则称为偶下采样,否则称为奇下采样。下面给出任意长度一维 SA-IWT 的分解步骤:

- 1) 若 $N=1$, 则将该孤立点重复延拓,并用低通滤波器获得一个单点的低频小波系数。
- 2) 若 $N>1$ 且为偶数,采用周期延拓,并用 L 阶小波分析滤波器对这 N 个点进行变换,得到低频和

高频小波系数的长度都为 $N/2$,合成过程从低通小波系数和高通小波系数的周期延拓开始,对扩展后的小波系数分别进行上采样,然后重建信号。

- 3) 如果 $N>1$ 且为奇数,则对前 $N-1$ 个采样点周期延拓后进行 L 阶小波分析,分别得到 $(N-1)/2$ 个低频和高频小波系数。然后剩余的一个采样点采取(1)式里的方法进行处理,附加到低通小波系数的末尾,得到 $(N+1)/2$ 个低频小波系数和 $(N-1)/2$ 个高频小波系数。

5 实验结果

采用的实验数据是 Quickbird 卫星获取的北京地区高空间分辨率遥感影像的 $2048 \text{ pixel} \times 2048 \text{ pixel}$ 分辨率截图。表 1 给出了采用均值滤波器、中值滤波器以及本文采用的快速 GCV 小波软阈值去噪算法对高空间分辨率遥感图像的测试结果比较,选取了两幅信息明显不同的截图,其中一幅是包含较多桥梁、绿地的 Quickbird-BJP,另一幅是包含较多水域的 Quickbird-BJS。高斯白噪声的强度采用噪声标准差(NSD)描述,大小分别为 20, 25 和 30。通过表 1 不难看出,当高斯白噪声的标准差从 20 取到 30 时,快速 GCV 算法使遥感图像的峰值信噪比(PSNR)得到提高,且优于均值滤波,中值滤波,全局阈值等方法。

表 1 各算法去噪 PSNR 比较

Table 1 Comparison on PSNR of denosing result

PSNR	Quickbird-BJP			Quickbird-BJS		
	$N_{SD}=20$	$N_{SD}=25$	$N_{SD}=30$	$N_{SD}=20$	$N_{SD}=25$	$N_{SD}=30$
Noisy	22.60	20.76	19.25	22.55	20.77	19.22
Mean filter	18.77	18.61	18.43	18.63	18.62	18.48
Median filter	19.38	19.11	18.80	19.21	19.01	18.79
Fast GCV	23.57	22.26	20.69	22.69	21.49	20.21

表 2 进一步给出了 GCV、快速 GCV 与针对 ROI 的快速 GCV 的时间复杂度比较。实验数据来自 $2048 \text{ pixel} \times 2048 \text{ pixel}$ 高空间分辨率遥感影像 Quickbird-BJS 做 3 层整数小波分解后第一层的 HH 子带。从表中数据不难看出针对 ROI 的快速 GCV 选取去噪阈值所消耗的时间远远小于原始 GCV 算法,与针对全图快速 GCV 算法也降低了数倍。

图 3 给出了均值滤波与采用快速 GCV 阈值选取算法的小波软阈值去噪对含有 1 个任意形状 ROI

的高空间分辨率遥感影像 Quickbird-BJP 去噪效果比较。

表 2 GCV、快速 GCV 与针对 ROI 的快速 GCV 时间复杂度比较

Table 2 Comparison on time complexicy of GCV, fast GCV and fost GCV for ROI

	NSD	20	25	30
GCV for whole image /ms		3824	4218	4835
Fast GCV for whole image /ms		48	53	55
Fast GCV for ROI /ms		8	10	10

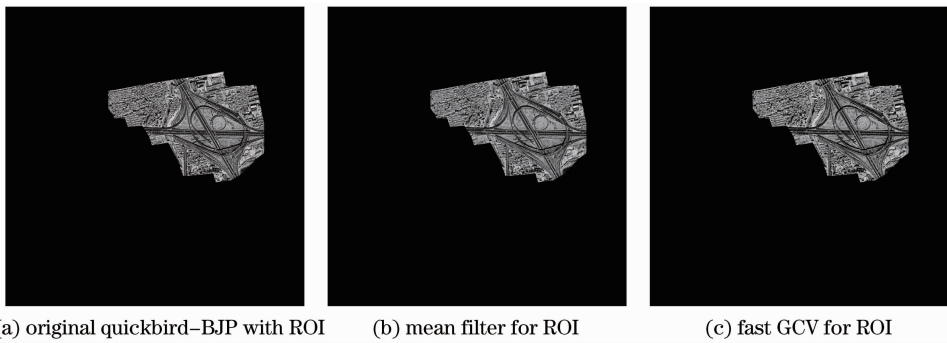


图 3 不同算法对含有 1 个任意形状 ROI 的高空间分辨率遥感影像 Quickbird-BJP 去噪效果比较

Fig. 3 Comparison of denoising results of different algorithms for the high spatial resolution remote sensing image Quickbird-BJP with one arbitrary-shape ROIs

6 结 论

本文提出的基于 ROI 与快速 GCV 的高分辨率遥感图像去噪算法,将快速 GCV 阈值去噪模型与基于 SA-IWT 的 ROI 分析模型有机结合起来,不仅实现了图像的 ROI 快速去除噪声,而且极大降低了 GCV 算法的计算复杂度,同时,对于哪些没有选定的图像区域也可以保护相关纹理及边缘信息不被去噪所破坏。

参 考 文 献

- 1 P. Gong, X. Li, B. Xu. Interpretation theory and application method development for information extraction from high resolution remotely sensed data[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, **10**(1): 1~5
- 2 D. Donoho, I. Johnstion. Ideal spatial adaption via wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, **81**(3): 425~455
- 3 M. Jansen, M. Malfait, A. Bultheel. Generalization cross validation for wavelet thresholding[J]. *Signal Process*, 1997, **56**(1): 33~44

- 4 K. Xie, Y. Li, T. Li. Blur identification in super-resolution restoration with Arnoldi process. *Medical Imaging, Parallel Processing of image, and Optimilization Techniques*[C]. MIPPR 2007, SPIE vol. **6789**
- 5 Zhang Libao. The research of still image coding based on integer wavelet transform[D]. Jilin: Jilin University, 2005. 43~56
- 张立保. 基于整数小波变换的静止图像编码算法研究[D]. 吉林: 吉林大学博士学位论文, 2005. 43~56
- 6 S. Li, W. Li. Shape-adaptive discrete wavelet transform for arbitrary shaped visual object coding[J]. *IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology*, 2000, **10**(5): 725~743
- 7 Zhu Tong, Zhang Libao, Yu Xianchuan. Still image denoising based on integer wavelet transform and fast recurrent generalized cross validation[J]. *J. Optoelectronics • Laser*, 2009, **20**(6): 830~834
- 朱童, 张立保, 余先川. 基于整数小波变换与快速递推 GCV 的静止图像去噪[J]. *光电子·激光*, 2009, **20**(6): 830~834
- 8 D. Donoho. De-noising by soft-thresholding [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995, **41**(3): 613~627
- 9 A. Abu-Hajar, R. Sankar. Integer-to-integer shape adaptive wavelet transform for region of interest image coding [C]. *Proceedings of 10th Digital Signal Processing Workshop, Georgia, USA, 2002*. 94~97