

基于整数递推 GCV 的遥感图像去噪算法*

张立保, 朱童[†], 余先川

(北京师范大学 信息科学与技术学院, 北京 100875)

摘 要: 本文提出了一种整数递推广义交叉校验算法. 在对遥感图像做小波变换后, 统计子带中小波系数的幅值分布, 进行同值小波系数合并运算, 然后通过整数优化递推加速广义交叉校验计算过程, 减少相邻阈值下广义交叉校验函数的冗余计算. 在对多幅遥感图像仿真实验中, 当噪音标准差为 10~30 时, 整数递推-广义交叉校验算法耗时仅为广义交叉校验算法的 2% 至 0.5%, 且保证了去噪效果一致, 能有效提高图像 PSNR0.66 dB 至 6.03 dB. 此外, 广义交叉校验算法耗时随噪音增大及遥感图像尺寸增长而迅速升高, 整数递推-广义交叉校验算法耗时则相对平稳.

关键词: 遥感图像; 图像去噪; 小波阈值; 整数小波变换; 广义交叉验证; GCV

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2009)12-3301-6

0 引言

小波阈值去噪是目前应用较为广泛的遥感图像去噪方法. 在小波阈值去噪方法中, 阈值的选择是最为重要的. 阈值过大会导致原始信号失真严重, 阈值过小会导致对噪音的去除不够. 合适的阈值应使得去噪后图像和未知无噪图像差别尽可能的小. Weyrich N 和 Jansen M 在文献[1-2]中将广义交叉验证(Generalized Cross Validation, GCV)方法引入到阈值选取中, 并证明 GCV 阈值是逼近最优的. 但是 GCV 算法的最大缺点是算法复杂度很高, Jansen M 在文献[2]中就曾指出利用 GCV 求解小波去噪阈值是较为耗时的, 这大大限制了 GCV 在遥感图像去噪领域的应用. Turlach B 等人在文献[3]提出利用矩阵因子分解的方法降低 GCV 算法复杂度, 但该算法仍是孤立的计算各个 GCV 函数值, 没有利用到相邻阈值下 GCV 函数的相关性. Hancock P 等人在文献[4]中提出通过双迭代的方法收敛逼近 GCV 阈值, 利用泰勒级数提高收敛速率. 但该算法容易受到二次 B 样条方程选择的影响而难以广泛适用.

遥感图像在获取及传输过程中易受噪音污染, 噪音类型往往是高斯白噪音或者是其他可以通过运算转化为高斯白噪音的噪音. 遥感图像去噪对于遥感图像分割目标提取识别等具有重要的意义. GCV 算法能有效滤除高斯白噪音, IR-GCV 算法能大大降低了 GCV 算法计算复杂度, 使之得以更广泛应

用于大幅面遥感图像去噪. IR-GCV 算法针对相邻阈值下 GCV 函数相关性展开深入研究, 不是孤立的计算各阈值下 GCV 函数值而是采用整数递推, 提出了整数递推 GCV 算法, 降低了遥感图像去噪算法复杂度. 向 GCV 去噪算法中引入整数小波, 利用整数小波的内置计算减少了存储空间, 同时也避免了浮点计算及其带来的舍入误差. 参与运算的小波系数均为整数, 故小波系数的取值为有限个值, 可以将相同值的小波系数进行合并运算, 然后利用相邻阈值下的 GCV 函数相关性进行整数递推, 实现对小波去噪阈值的高效获取.

1 整数小波变换

Daubechies I 在文献[5]中提出基于提升框架的整数小波变换, 将离散小波变换中的多相矩阵通过 Euclidean 算法分解为若干个交替的上三角阵, 下三角阵和常量对角阵的乘积形式.

Sweldens 在 Deslauriers-Dubuc 尺度函数基础上通过内插方式构建了一组具有双正交滤波器性质的 IWT, 仅包含 2 个提升步骤, 称为内插双正交整数小波变换. 实现了基于整数的无失真可逆小波变换, 而且回避了传统小波变换中借助快速傅里叶实现卷积操作的步骤, 还能有效地回避复杂的边界延拓. 在 5/3、4/2 等滤波器组中甚至仅通过加减和移位运算就可以完成小波变换. 因此该滤波器具有计算复杂度低, 线性误差小及便于硬件实现等优点. 本文引入整数小波还为后面小波系数合并运算和整数递推的加速 GCV 计算创造了条件. 表 1 中给出了各种 IB-IWT 的运算次数比较, 综合考虑各 IB-IWT 运算复杂度及小波基性质, 本算法选用 5/3 小波^[6-7].

* 国家自然科学基金(60602035)和国家高技术研究发展计划(2007AA12Z156)资助

[†] Tel: 010-58800454

Email: zt@mail.bnu.edu.cn

收稿日期: 2008-07-21

修回日期: 2008-09-19

表 1 多种 IB-IWT 计算复杂度比较

小波基	加	移位	总数	小波基	加	移位	总数
5/3	5	2	7	2/6	5	2	7
9/7-M	9	3	12	SPB	8	3	11
2/10	10	6	16	5/11-A	10	3	13
5/11-C	10	3	13	SPC	10	5	15
6/14	11	5	16	13/7-C	12	4	16

2 小波去噪

小波阈值去噪的方法是:设定一个阈值,对于小于该阈值的小波系数,其受噪音影响很大且只包含很少的信息,故将这些小波系数归为 0. 对于大于阈值的小波系数,其携带了原图像的主要信息且受噪音影响相对较小,所以对一些小波系数进行一定的收缩^[8]. 这样便能实现噪音去除并保留原图像的绝大部分信息. 处理公式如下式,称为软阈值法. 其中 x 为待原小波系数值, $s(x)$ 为软阈值处理后的小波系数值, δ 为阈值.

$$S(x) = \begin{cases} (x - \delta) \operatorname{sgn}(x) & |x| > \delta \\ 0 & |x| \leq \delta \end{cases} \quad (1)$$

3 IR-GCV 算法

3.1 GCV 阈值

小波去噪的关键在于选择合适的阈值,阈值过小则去噪不彻底,阈值过大则导致失去重要的信息而使得去噪后图像和理想无噪图像之间偏差较大. 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均方误差 (Mean Square Error, MSE) 最小^[2,9].

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^[1,10-12]. GCV 是由交叉验证推导而来的. 交叉验证的基本思想是用其他点的值对某点的值进行估计^[2]. 在图像去噪中,原图像在某种程度上是规则的,那么被噪音污染的图像某点像素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. 当信号的 i 点被其他点的线性组合替换时,信号可表示为

$$k = A(g_1, \dots, g_{i-1}, k_i, g_{i+1}, \dots, g_N)^T \quad (2)$$

定义信号 i 点 k_i 经过阈值处理后为 $k_{\delta i}$, 可通过考察 $k_{\delta i}$ 预测 g_i 的能力作为最优阈值选择的衡量, 对所有的点都重复上面的操作, 计算预测差值并平均, 则

$$\operatorname{OCV} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (g_i - k_{\delta i})^2 \quad (3)$$

若令 $k_{\delta i} = k_i$, $A'_{ii} \approx \frac{\partial g_{\delta i}}{\partial g_i} = \frac{g_{\delta i} - k_{\delta i}}{g_i - k_i}$ 则有

$$\operatorname{OCV} \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (g_i - g_{\delta i})^2 \left(\frac{1}{1 - A'_{ii}} \right)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (g_i - g_{\delta i})^2 \omega_i^2(\delta) \quad (4)$$

代入 $\omega_i(\delta)$ 的期望, 并对不同级子带自适应的计算阈值, 得到 GCV 函数为

$$\operatorname{GCV}_j^c(\delta) = \frac{N_j^c \|\omega_j^c - \omega_{j,\delta}^c\|^2}{(N_{j0,\delta}^c)^2} \quad (5)$$

$$\delta_{\text{optimal}} = \arg \min \operatorname{GCV}(\delta)$$

Maarten Jansen 等人证明了基于 GCV 方法得到的阈值是渐进最优解^[2], 当 GCV 函数取到最小时, MSE 也能取到逼近最小. 实验也证明了这一点, 如图 1.

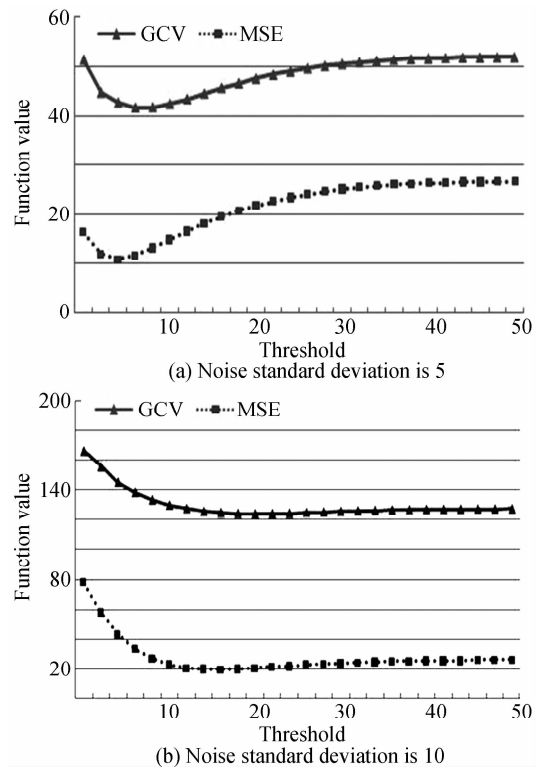


图 1 GCV 函数与 MSE 函数比较

Fig. 1 Comparison between GCV and MSE

GCV 阈值是理想阈值的一个逼近最优的估计, 能有效地去除噪音, 并保留图像的主要特征, 但需要独立计算各个阈值下的 GCV 函数值, 且对应某阈值下 GCV 函数值的计算, 需要调用子带所有小波系数参与计算. 算法复杂度很高.

3.2 IR-GCV 算法原理

针对上述 GCV 算法的缺点, 本文提出 IR-GCV 算法, 解决了上述问题.

3.2.1 小波系数合并运算

GCV 函数算法中需要调用整个子带的小波系数进行逐一代数运算, 计算复杂度高. 若能统计小波系数的分布情况, 代替每个小波系数的逐一代入运算, 则能大大地降低算法复杂度. 图 2 中给出了典型

离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT) 高频子带和整数小波变换 (Integer Wavelet Transform, IWT) 高频子带幅值分布,图 2(a)中为 DWT 小波变换后高频子带幅值分布情况,其中横轴为小波系数在子带中的位置,纵轴为幅值,散点图中可知离散小波变换得到的小波系数为浮点数,各

系数幅值情况杂乱而广泛存在差别,幅值完全相同的情况几乎不存在,值域相对连续. GCV 算法使用 DWT,取值差别的小波系数在后续计算中运算结果不同,不便于对各小波系数进行合并运算,若强行将取值接近的小波系数合并运算则会给最优阈值的获取带来误差,影响去噪质量.

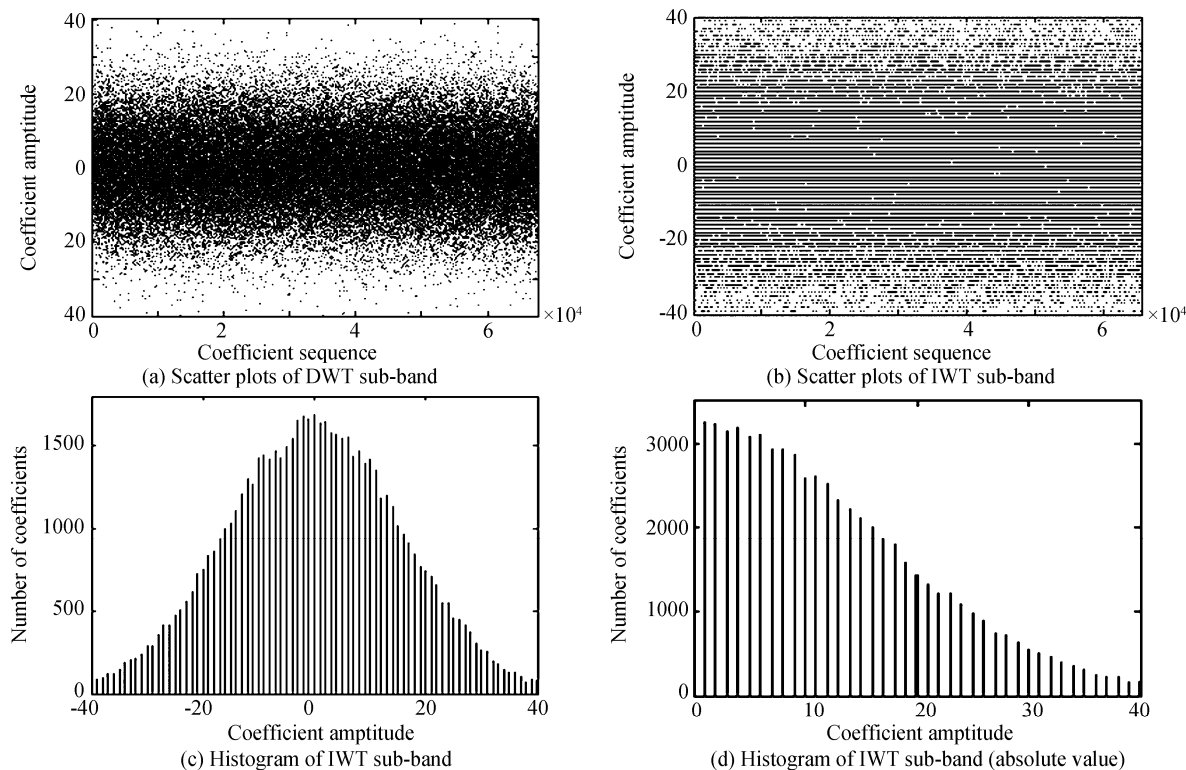


图 2 DWT 子带与 IWT 子带幅值分布比较

Fig. 2 Comparison on distribution of DWT sub-band and IWT sub-band

本文采用基于提升框架的整数小波变换,变换后高频子带幅值分布情况如图 2(b),其中横轴为小波系数在子带中的位置,纵轴为幅值,散点图中可知整数小波变换得到的小波系数限定为幅值 0~255 的有限个整数,各系数幅值情况相对简单,存在许多取值相同的小波系数,它们在后续的 GCV 函数计算结果一致,可以进行合并运算且不产生误差.

IR-GCV 算法中,首先进行整数小波变换,然后对这样整数离散化后的小波系数幅值进行统计,得到各幅值下小波系数的个数,得到的子带中整数小波系数的幅值分布如图 2(c)所示,其中横轴是幅值,纵轴是取得这个幅值的小波系数个数,幅值相同的小波系数的可以在后续 GCV 函数中进行合并运算.且由于软阈值处理是奇函数,取值为相反数的小波系数在软阈值处理前后的差的平方相同,故可以对子带进行绝对值处理,得到图 2(d).这样就可以用图 2(d)中的子带幅值分布来代表整个子带进行后面的计算,大大降低算法复杂度和内存占用.

3.2.2 整数快速递推

传统的 GCV 算法需要对阈值的每个取值单独计算对应的 GCV 函数值,计算复杂度高.由于相邻阈值下的 GCV 函数值的计算过程具有很强的相关性,本算法使用整数小波变换,为充分挖掘和利用这一相关性提供了便利.整数小波系数经过整数阈值处理后还是整数,故阈值处理前后的差也是整数.这个差值在相邻阈值处理时候是相同的或者是相邻的整数,这样,便能对相邻阈值下的 GCV 函数进行递推,从而大大降低算法复杂度.递推公式推导如下:

定义 n_δ 为当前子带中绝对值为 δ 的小波系数的个数, GCV 公式可表示为

$$GCV_j^c(\delta) = N_j^c \frac{\|\omega_j^c - \omega_{j,\delta}^c\|^2}{(N_{j_0,\delta}^c)^2} = N_j^c \frac{E_{j,\delta}^c}{(N_{j_0,\delta}^c)^2} \quad (6)$$

式中 $E_{j,\delta}^c$ 为在阈值 δ 下进行软阈值处理前后小波系数向量的差的平方和.由软阈值处理式(4)可知,小于等于阈值 δ 的小波系数被收缩为 0,大于阈值 δ 的小波系数其绝对值减少 δ ,故有

$$\begin{cases} E_{j,\delta-1}^c = n_1(1-0)^2 + \dots + n_{\delta-1}(\delta-1-0)^2 + \\ n_{\delta}(\delta-1)^2 + n_{\delta+1}(\delta-1)^2 + \dots + n_{\max}(\delta-1)^2 \\ E_{j,\delta}^c = n_1(1-0)^2 + \dots + n_{\delta-1}(\delta-1-0)^2 + \\ n_{\delta}(\delta-0)^2 + n_{\delta+1}(\delta)^2 + \dots + n_{\max}(\delta)^2 \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} E_{j,\delta-1}^c = \sum_{i=1}^{\delta-1} n_i(i-0)^2 + \sum_{i=\delta}^{\max} n_i(\delta-1)^2 \\ E_{j,\delta}^c = \sum_{i=1}^{\delta-1} n_i(i-0)^2 + \sum_{i=\delta}^{\max} n_i(\delta)^2 \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} E_{j,\delta}^c &= E_{j,\delta-1}^c + \sum_{i=\delta}^{\max} n_i[(\delta)^2 - (\delta-1)^2] = \\ &E_{j,\delta-1}^c + (\sum_{i=1}^{\max} n_i - \sum_{i=1}^{\delta-1} n_i)(2\delta-1) \end{aligned} \quad (9)$$

$N_{j_0,\delta}^c$ 为在阈值 δ 时被收缩为 0 的小波系数个数. 有

$$\begin{cases} N_{j_0,\delta-1}^c = (n_1 + n_2 + \dots + n_{\delta-1}) = \sum_{i=1}^{\delta-1} n_i \\ N_{j_0,\delta}^c = (n_1 + n_2 + \dots + n_{\delta-1} + n_{\delta}) = \sum_{i=1}^{\delta} n_i \end{cases} \quad (10)$$

$$N_{j_0,\delta}^c = \sum_{i=1}^{\delta} n_i = \sum_{i=1}^{\delta-1} n_i + n_{\delta} = N_{j_0,\delta-1}^c + n_{\delta} \quad (11)$$

综合式(10,12)得到递推公式

$$\begin{pmatrix} E_{j,\delta}^c \\ N_{j_0,\delta}^c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 - (2\delta-1) & (2\delta-1) \sum_{\delta=1}^{\max} n_{\delta} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E_{j,\delta-1}^c \\ N_{j_0,\delta-1}^c \end{pmatrix} \quad (12)$$

3.3 IR-GCV 算法步骤

- 1) 对噪声污染后图像进行 2 层 5/3 整数小波正变换.
- 2) 选定变换后的 j 级 c 子带进行绝对值处理, 计算小波系数分布数组 n_{δ} 及子带系数个数 N_j^c .
- 3) 整数递推 GCV

(1) 初始化 $N_{j_0,1}^c$ 及 $E_{j,1}^c$

(2) 按递推式(12)进行计算, 递推出各阈值取值下 $N_{j_0,\delta}^c$ 和 $E_{j,\delta}^c$, 由式(6)得到 $GCV_j^c(\delta)$, GCV 函数取最小值时的 δ 即为逼近最优阈值.

4) 用步骤 3 获得的阈值对 j 级 c 子带进行软阈值收缩处理, 便完成此子带的去噪.

5) 对所有高频子带均重复执行步骤 2 到步骤 4.

6) 所有高频子带均处理完后, 进行 2 层 5/3 整数小波反变换, 得到去噪后图像.

4 实验结果

本文采用 5/3 整数小波进行 2 层变换, 测试图像为加性高斯白噪声污染的遥感图像. 实验硬件环境是 AMD Athlon 4000+ 2.1GHz, 2G memory.

图 3 是对遥感图像 San Diego Downtown 进行的去噪主观质量实验, 表明 GCV 和 IR-GCV 均能有效的对加性高斯白噪声进行滤除, 同时图像的主要边缘信息和细节信息得到了很好的保留.

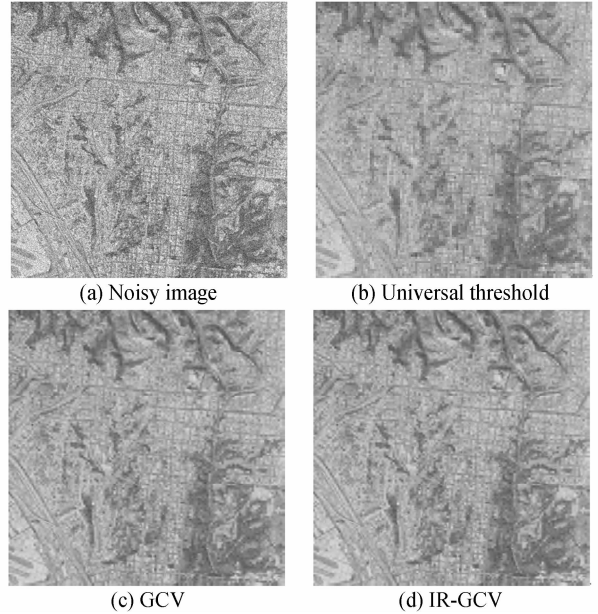


图 3 噪音标准差 15 时去噪结果

Fig. 3 Image denoising by using different methods (noise standard deviation is 15)

图 4 是对遥感图像 San Diego Downtown 进行的去噪客观质量实验结果, 横轴为加入高斯白噪声的标准差 (Noise standard deviation), 纵轴为去噪处理后的图像峰值信噪比 (Peak Signal Noise Ratio, PSNR). 图 4 中 PSNR IR-GCV 曲线高于 PSNR universal threshold 和 PSNR noisy 曲线, 且与 PSNR GCV 曲线完全重合. 这表明, IR-GCV 处理后图像客观质量得到显著提高, 当噪音标准差为 10 至 30 时, IR-GCV 能使图像 PSNR 提高 0.66 ~ 6.03 dB, 与 GCV 处理后结果一致.

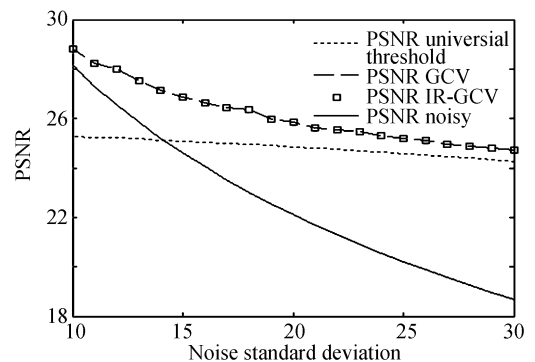


图 4 GCV 与 IR-GCV 处理后 PSNR 对比

Fig. 4 Comparison on PSNR of GCV and IR-GCV

图 5 是在 matlab2007b 下对遥感图像 San Diego Downtown 进行的时间复杂度测试, 横轴为加入高斯白噪声的标准差, 纵轴为耗时. 图 5(a) 中给出了 GCV 算法在不同噪音标准差下其获取各子带 GCV 阈值的耗时曲线, 取值分布在 0.5 ~ 2.5 s. 图 5(b) 中给出了 IR-GCV 算法在不同噪音标准差下其获取各子带 GCV 阈值的耗时曲线, 取值分布在 0.01 ~ 0.02 s. 图 5(a) 和图 5(b) 的比较表

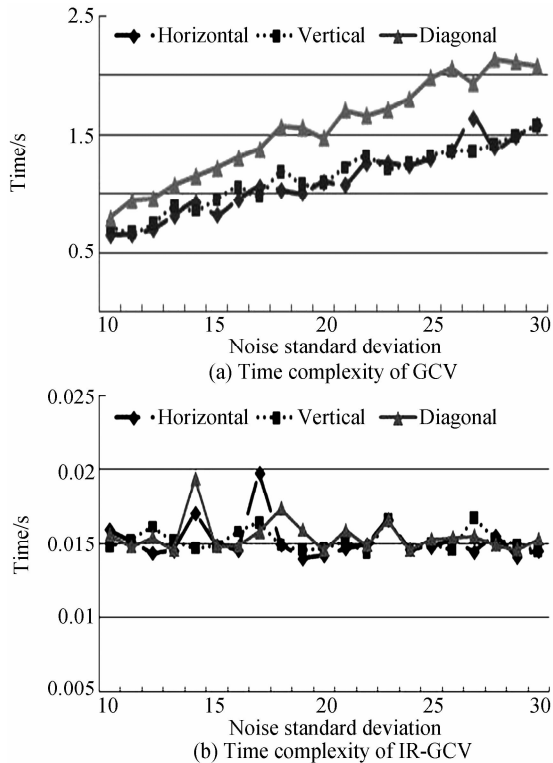


图5 GCV 与 IR-GCV 时间复杂度对比

Fig. 5 Comparison on time complexity of GCV and IR-GCV

明 IR-GCV 算法耗时远远低于 GCV 算法耗时, IR-GCV 充分挖掘和利用了 GCV 阈值产生过程中的相关性,通过小波系数合并运算和整数递推等措施大大减少了算法复杂度。

图 5(a)中随着噪音标准差的增加,GCV 时间复杂度迅速增大,从 0.7s 增大到 2s. 而图 5(b) 中 IR-GCV 时间复杂度基本不增加,维持在 0.015s 附近. 由于随着噪音标准差的增加,高频子带中最大的小波系数和全局阈值均增大,需要计算的 GCV 函数值更多,传统的 GCV 算法对每个阈值下的 GCV 函数值单独计算,故耗时迅速上升,而 IR-GCV 递推计算相邻阈值下的 GCV 函数值,时间复杂度更平稳。

表 2 给出了在多幅遥感图像下 IR-GCV 算法与 GCV 算法时间复杂度对比. 当噪音标准差为 10~30 dB 时,IR-GCV 耗时仅为 GCV 算法的 2% 至 0.5%,耗时降低了 2 个数量级. 且随着遥感图像尺寸的增大,IR-GCV 与 GCV 之间的耗时比 ratio 逐渐降低,如噪音标准差为 10 时,耗时比 ratio 从 1.9182% 降低到 1.2090%,表明 IR-GCV 算法耗时增长相对更缓慢,显示出 IR-GCV 算法在处理大尺寸遥感图像时的明显优势。

表 2 IR-GCV 与 GCV 时间复杂度对比

测试 图像名称	图像 边长	噪声标准差=10 耗时/s			噪声标准差=20 耗时/s			噪声标准差=30 耗时/s		
		GCV	IR-GCV	Ratio/(%)	GCV	IR-GCV	ratio/(%)	GCV	IR-GCV	ratio/(%)
San Diego	512	0.6429	0.0123	1.9182	1.3428	0.0133	0.9896	1.9660	0.0136	0.6940
San Diego Shelter Island	512	0.7364	0.0151	2.0486	1.3991	0.0135	0.9631	1.9918	0.0222	0.6701
San Diego Downtown	512	0.7954	0.0138	1.7330	1.5970	0.0152	0.9488	2.0539	0.0143	0.6977
Woodland hills	512	0.9598	0.0153	1.5964	1.5938	0.0149	0.9349	2.2202	0.0153	0.6886
San Francisco	1024	4.5338	0.0572	1.2607	6.4135	0.0587	0.9153	9.4496	0.0600	0.6351
Stockton	1024	4.6383	0.0679	1.4642	6.4772	0.0558	0.8622	9.5079	0.0567	0.5959
Xiamen	2048	17.3802	0.2254	1.2971	25.8283	0.2178	0.8433	39.7143	0.2075	0.5224
Beijing	2048	19.0973	0.2309	1.2090	26.7976	0.2255	0.8414	41.8354	0.2317	0.5762

5 结论

本文针对遥感图像特点,提出了一种基于 IR-GCV 的遥感图像去噪算法,采用小波系数合并运算和整数递推降低了 GCV 算法的计算复杂度,减少了相邻阈值下 GCV 函数冗余计算. 通过对多幅遥感图像的测试结果比较,当噪音标准差为 10~30 dB 时,IR-GCV 耗时仅为 GCV 算法的 2% 至 0.5%;GCV 算法耗时随噪音增大而迅速升高,IR-GCV 算法耗时则相对平稳. 随图像尺寸增长,IR-GCV 算法耗时增长相对更缓慢,在处理大尺寸遥感图像有明显优势. IR-GCV 算法能够实现对待图像的高效去噪,在遥感图像领域具有一定的理论价值和实际意义。

参考文献

- [1] WEYRICH N, WARHOLA G T. Wavelet shrinkage and generalized cross validation for image de-noising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, **7**(1):82-90.
- [2] JANSEN M, MALFAIT M, BULTHEEL A. Generalization cross validation for wavelet thresholding [J]. *Signal Process*, 1997, **56**(1):463-479.
- [3] TURLACH B. An even faster algorithm for ridge regression of reduced rank data [J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2006, **50**(3):642-658.
- [4] HANCOCK P, HUTCHINSON M. Automatic computation of hierarchical biquadratic smoothing splines with minimum GCV [J]. *Computers & Geosciences*, 2006, **32**(6):834-845.
- [5] DAUBECHIES I, SWELDENS W. Factoring wavelet transforms into lifting steps [J]. *Journal of Fourier Analysis and Applications*, 1998, **4**(3):245-267.

- [6] GRANGETTO M, MAGLI E, MARTINA M, *et al.* Optimization and implementation of the integer wavelet transform for image coding [J]. *IEEE transaction on Image Processing*, 2002, **11**(6):596-604.
- [7] ZHANG Li-bao, YU Xian-chuan. Remote sensing image compression based on integer wavelet transform and double threshold alternating[J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*. 2006, **17**(10):1245-1249.
张立保,余先川.基于整数小波变换与双阈值交替的遥感图像压缩[J].*光电子.激光*,2006,**17**(10):1245-1249.
- [8] DONOHO D. De-noising by soft-thresholding [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995, **41**(3):613-627.
- [9] LUO Peng, GAO Xie-ping. Image de-noising algorithm based on dual tree complex wavelet transform [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(3):604-608.
罗鹏,高协平.基于双树复数小波变换的图像去噪方法[J].*光子学报*,2008,**37**(3):604-608.
- [10] TAN Li-na, GAO Xie-ping, HE Sheng-ming, *et al.* Study of MRI denoising based on TI multiwavelet thresholding [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(8):1552-1556.
谭利娜,高协平,何胜名,等.基于平移不变多小波方法的磁共振去噪研究[J].*光子学报*,2007,**36**(8):1552-1556.
- [11] LIU Xin-wen, WANG Hui-nan, QIAN Zhi-yu. De-noising process of OCT image based on wavelet transform [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, **35**(6):935-939.
刘新文,王惠南,钱志余.小波变换对 OCT 图像的降噪处理 [J]. *光子学报*, 2006, **35**(6):935-939.
- [12] LIU Bo, QU You-shan, FENG Gui-lan, *et al.* Maximal PSNR wavelet bi-linear interpolation iterative algorithm in remote sensing image [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, **35**(3):468-472.
刘卜,屈有山,冯桂兰,等.小波双线性插值迭代算法用于光学遥感图像[J].*光子学报*,2006,**35**(3):468-472.

Remote Sensing Image De-noising Algorithm Based on Integer Recurrent Generalized Cross Validation

ZHANG Li-bao, ZHU Tong, YU Xian-chuan

(College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: A computationally efficient IR-GCV (integer recurrent generalized cross validation) algorithm is proposed. The integer grey-scale pixels are transformed into integer wavelet coefficient, and its distribution is calculated, followed by the incorporative numeration of coefficient of the same value. Furthermore the integer recurrent procedure based on integer wavelet coefficient is applied, which take full advantage of the relevance between GCV functions under adjacent thresholds. The comparison among GCV and IR-GCV is carried out on multiple remote sensing images. When the noise standard deviation varies from 10 to 30, the time complexity of IR-GCV is only 2 percent to 0.5 percent of that of GCV, while the de-noising results still remain unchanged. The PSNR of de-noising image is 0.66 db to 6.03 db higher than that of noisy image. Besides, the time complexity of GCV increases rapidly as the noise standard deviation and scale of remote sensing image increase, while the time complexity of IR-GCV is relatively more stable.

Key words: Remote sensing image; Image de-noising; Wavelet threshold; Integer wavelet transform; Generalized cross validation; GCV



ZHANG Li-bao was born in 1977. He is an associate professor at Beijing Normal University, and his main research interests focus on image compression, digital watermarking and image retrieval. He has published over 30 papers (indexed by SCI, Ei and ISTEP) as the first author.