

岩石高边坡安全监测数据的小波变换去噪处理

梁桂兰¹, 徐卫亚², 谈小龙², 刘大文³, 蔡德文³

(1. 中北大学, 山西 太原 030051; 2. 河海大学, 江苏 南京 210098;

3. 中国水电工程顾问集团公司 成都勘测设计研究院, 四川 成都 610072)

摘要: 把小波变换模极大值去噪法和小波变换阈值去噪法应用于 noissin 模拟噪声信号和某水电站岩石高边坡安全监测资料, 根据信号和噪声在小波变换各尺度上的不同传播特性, 剔除由噪声产生的模极大值点, 保留信号所对应的模极大值点, 利用剩余模极大值点重构小波系数, 恢复原有监测信号。并通过信噪比、去噪信号能量比、去噪信号与原信号标准差三个性能指标, 比较二者的去噪性能。实例应用表明, 小波变换模极大值去噪法能够更有效地去除噪音突变信号, 保留原始有用信号的突变点, 重构信号能够更平滑地重现原始信号, 比小波变换阈值去噪法性能更佳, 具有更好的实际应用价值。

关键词: 边坡工程; 岩石高边坡; 安全监测; 小波变换; 去噪处理

中图分类号: P 642

文献标识码: A

文章编号: 1000 - 6915(2008)09 - 1837 - 08

DENOISING PROCESSING OF SAFETY MONITORING DATA FOR HIGH ROCK SLOPE BASED ON WAVELET TRANSFORM

LIANG Guilán¹, XU Weiya², TAN Xiaolong², LIU Dawen³, CAI Dewen³

(1. North University of China, Shanxi, Taiyuan 030051, China; 2. Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China;

3. Chengdu Hydroelectric Investigation and Design Institute, China Hydropower Engineering Consulting Group Co., Chengdu, Sichuan 610072, China)

Abstract: Wavelet transform is attempted to be applied to safety monitoring. The method eliminates modular maximum caused by the noise, reserves the modular maximum caused by the useful signal using wavelet transform based on the different propagation characteristics of the signal and noise on the different scales, reconstructs wavelet coefficient using maximum residual modular and recoveries the primary monitoring signal. The denoising method of wavelet transform modular maximum and wavelet threshold are applied to two actual cases, simulating noise signal noissin and safety monitoring data of the high rock slope of Jinping First Stage Hydropower Station. By the comparison of the three performance indexes, the signal-to-noise ratio, energy ratio of the denoising signal and standard deviation of the denoising signal to the original signal, the studies reveal that the former method is better and can effectively remove noise mutational signal and reserve useful mutational signal. It shows that the former method can be well applied to the safety monitoring data processing in geotechnical engineering.

Key words: slope engineering; high rock slope; safety monitoring; wavelet transform; denoising processing

收稿日期: 2008 - 01 - 16; **修回日期:** 2008 - 07 - 01

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(50539110); 国家重点基础研究发展规划(973)项目(2002CB412707)

作者简介: 梁桂兰(1977 -), 女, 博士, 2000年毕业于武汉水利电力大学水利水电建筑工程专业, 现任讲师, 主要从事岩土工程安全监控理论及工程应用方面的教学与研究工作。E-mail: wendylgl@163.com

1 引言

边坡监测资料是边坡稳定性分析的重要科学依据，其可靠性和准确性直接影响到边坡稳定评判的结果，而实际上，边坡由于受外界多种客观条件的影响，如施工条件、气候条件、测量仪器、测量人员等，导致边坡监测资料中往往包含有误差即噪声，很难准确判定该非平稳信号是滑坡体本身变形突变的表现，还是噪声对其影响造成的突变现象，或是二者的综合体现。因为这些突变的影响在信号曲线中都表现为尖峰和突变，且都处于信号的高频部分。要准确分析这类信号，必须采用相关的信号分析理论先对信号进行正确的分析处理，去除噪声产生的高频量，保留边坡本身突变产生的高频量。

近年来，随着小波理论研究的不断深入，其应用也得到了迅猛发展，被广泛应用于数值分析、信号处理、图像处理、量子理论、地震勘探、机械故障诊断等领域^[1~6]，是众多学科关注的热点，其中利用小波变换进行信号去噪及重构已经成为一个热门课题。小波去噪法一般有三类：第一类是基于小波变换模极大值原理；第二类是基于阈值的小波降噪法；第三类是基于小波系数区域相关性的去噪法^[7~11]。本文将基于小波变换模极大值原理，根据信号和噪声在小波变换各尺度上的不同传播特性，剔除由噪声产生的模极大值点，保留信号所对应的模极大值点，利用剩余模极大值点重构小波系数，恢复原有监测信号，然后便可利用这些去噪信号进行边坡稳定的正反分析。

本文同时将小波模极大值去噪法的去噪性能跟阈值法作比较，分析小波模极大值去噪的优势。

2 小波模极大值去噪及重构算法

利用小波变换进行信号去噪及重构越来越成为一个热门课题。其中，小波去噪一般常用的方法有小波模极大值去噪及重构^[12~16]、基于小波系数区域相关性的滤波算法、小波阈值去噪法。但由于信号和噪声的模极大值在小波变换下呈现出不同的变化趋势，因此，通常小波去噪是基于模极大值原理的。

2.1 小波奇异性检测原理

小波变换模极大值根据信号与噪声具有不同的 Lipschitz 指数，分析信号与噪声的模极大值点在小波变换各尺度上的不同传播特性。所以，研究小波

变换模极大值之前，首先必须了解 Lipschitz 指数，它是描述信号奇异性的指标。

信号在某点有突变或某阶导数不连续，称信号在此处具有奇异性，奇异性是描述瞬态信号的重要特征，Mallat 等建立了小波变换与刻画信号奇异性的 Lipschitz 指数之间的密切关系，从而可以通过小波变换来确定信号的奇异点位置。

2.2 Lipschitz 指数

设信号 f 在区间 $[v-h, v+h]$ 上是 m 次可微的，设 p_v 是在 v 的领域中的泰勒多项式：

$$p_v(t) = \sum_{k=0}^{m-1} \frac{f^{(k)}(v)}{k!} (t-v)^k \tag{1}$$

称 $\varepsilon_v(t) = f(t) - p_v(t)$ 为逼近误差，且满足：

$$|\varepsilon_v(t)| \leq \frac{|t-v|^m}{m!} \sup_{u \in [v-h, v+h]} |f^{(m)}(u)| \quad (t \in [v-h, v+h]) \tag{2}$$

如果存在 $K > 0$ 及 $m(m = \text{int}(\alpha))$ ， $\text{int}(\cdot)$ 为取整函数， $\text{int}(\alpha)$ 表示对 α 取整次多项式 $p_v(t)$ ，使得

$$|f(t) - p_v(t)| \leq K |t-v|^\alpha \quad (t \in \mathbf{R}) \tag{3}$$

则信号 f 在点 v 称为是 Lipschitz 指数 $\alpha \geq 0$ 的。

2.3 信号与噪声在小波变换各尺度上的传播特性

设 $0 \leq \alpha \leq 1$ ，信号 f 在 $[a, b]$ 上有一致的 Lipschitz 指数 α 的充要条件是存在一个常数 $k > 0$ ，使得任意 $x \in [a, b]$ ，小波变换满足：

$$|W_{2^j} f(x)| \leq k(2^j)^\alpha \tag{4}$$

将式(4)两边取对数，得

$$\log_2 |W_{2^j} f(x)| \leq \log_2 k + \alpha j \tag{5}$$

从式(5)明显可看出，如果信号 f 的 Lipschitz 指数 $\alpha > 0$ ，则信号 $f(x)$ 的小波变换模极大值将随着尺度的增加而增大；反之，信号 f 的小波变换模极大值将随着尺度的增加而减小。

研究证明，信号的 Lipschitz 指数一般满足 $\alpha > 0$ ，即使是不连续的奇异信号，只要满足某一领域有界的条件，也存在 $\alpha = 0$ ；然而，噪声所对应的 Lipschitz 指数 $\alpha < 0$ 。因而，信号和噪声在不同尺度的小波变换下呈现的特性截然相反，根据这一原理可以对被噪音污染的信号进行去噪处理。

2.4 去噪算法及相关参数的选取

设 $D = S_2^{j_0} f(n)(n \in \mathbf{Z})$ 为原始信号 f 的 N 点离散采样序列，经小波变换，在每一尺度 2^j 上的小波变换系数为 $W_{2^j}^d f(n)(n \in \mathbf{Z})$ ，该系数指的是信号经过小波分解之后，在不同尺度上具有的高通分量。

如果满足:

$$\left. \begin{aligned} |W_{2^j}^d f(n_i)| &\geq |W_{2^j}^d f(n_i - 1)| \\ |W_{2^j}^d f(n_i)| &\geq |W_{2^j}^d f(n_i + 1)| \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

且不同时取等号, 则称小波系数在 n_i 点处具有模极大值。

基于模极大值进行信号突变检测的基本依据是, 信号在不同尺度上小波变换的模极大值包含了信号中最重要的信息。模极大值组成的集合是小波系数集的一个子集, 它可以看成是小波系数在特定意义下的离散采样。

随着小波变换尺度的增加, 信号所对应的模极大值增大, 而噪声所对应的模极大值减小, 这样, 连续做若干次小波变换之后, 由噪声对应的模极大值基本去除或幅值很小, 而所余极值点基本由信号控制。基于这一原理, 去噪算法^[4]可表述如下:

(1) 对加噪信号进行二进小波变换, 一般为 4~5 个尺度, 并求出每一尺度上小波变换系数的模极大值。

(2) 从最大尺度开始, 选一阈值 ε , 若极值点对应的幅值的绝对值小于 ε , 则去掉该极值点, 否则予以保留, 这样就得到尺度上新的模极大值点。

(3) 在尺度为 $j-1$ 上寻找尺度为 j 上小波变换模极大值点的传播点, 即保留由信号产生的极值点, 去除由噪声引起的极值点。

(4) 在尺度为 j 上的极值点位置, 构造一个邻域 $o(n_{j_i}, \varepsilon_j)$, 其中 n_{j_i} 为尺度 j 上的第 i 个极值点, ε_j 为仅与尺度 j 有关的参数。在尺度为 $j-1$ 上的极大值点中保留落在每一邻域 $o(n_{j_i}, \varepsilon_j)$ 上的极大值点, 而去除落在邻域外面的极值点, 从而得到 $j-1$ 尺度上新的极值点, 然后令 $j = j-1$, 重复该步骤, 直至 $j = 2$ 为止。

(5) 在 $j = 2$ 时存在极值点的位置上, 保留 $j = 1$ 时的相应极值点, 在其余位置将极值点置为 0。

(6) 将每一尺度上保留下来的极值点利用三次样条插值算法或 Mallat 提出的交替投影算法重构小波系数, 然后利用重构得到的小波系数对信号进行恢复。本文利用三次样条插值算法, 因为 Mallat 算法计算量大、程序复杂, 而且计算过程可能不稳定。

3 小波阈值去噪方法

3.1 小波阈值去噪原理

携带信息的原始信号在频域或小波域的能量相对集中, 主要表现在能量密集区域的信号分解系数的绝对值比较大, 而噪声信号的能量谱相对分散, 所以其系数的绝对值小。基于这一原理, 通过作用阈值的方法过滤掉绝对值小于一定阈值的小波系数, 从而达到降噪的效果^[12, 16]。

设有用信号为 $f(n)$, 测得的噪声污染信号为 $s(n)$, 基本噪声模型可以表示为

$$s(n) = f(n) + \sigma w(n) \quad (7)$$

式中: $w(n)$ 为噪声, σ 为噪声强度。

小波变换的目的就是要抑制 $w(n)$, 恢复 $f(n)$ 。图 1 表示原始信号 $f(n)$ 加上噪声信号 $w(n)$, 组成被污染信号 $s(n)$, 信号在小波域的作用下, 经过阈值算子 F_N 作用以后, 模值小的系数被置为 0, 只保留模值大的系数项; 经过掩码算子 M 作用以后, 保留特定的系数并把其他的系数置为 0, 然后重构小波系数, 得到去噪后信号 f_1 。

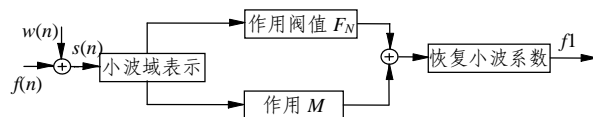


图 1 小波降噪过程模型

Fig.1 Wavelet denoising process model

从以上分析可以看出, 小波阈值去噪的核心步骤就是在系数上作用阈值, 阈值的选取直接影响降噪的质量, 一般信号降噪应遵循相关的准则。

3.2 小波阈值去噪算法

按照式(7), 如果直接从观测信号 $s(n)$ 中提取有用信号 $f(n)$ 是十分困难的, 必须借助小波变换等理论作为工具进行去噪处理。对于一维信号 $s(n)$, 首先对其进行离散采样, 得到 N 点离散信号 $s(n)(n = 0, 1, \dots, N-1)$, 其小波变换如下:

$$Ws(j, k) = 2^{-j/2} \sum_{n=0}^{N-1} s(n) \psi(2^{-j}n - k) \quad (8)$$

式中: $Ws(j, k)$ 为小波系数。实际为了简化计算, 利用双尺度方程, 可得到小波变换的递归实现方法:

$$Ss(j+1, k) = Ss(j, k)h(j, k) \quad (9)$$

$$Ws(j+1, k) = Ws(j, k)g(j, k) \quad (10)$$

式中: $h(j, k)$, $g(j, k)$ 分别为对应于尺度函数和小波函数的低通和高通滤波器; $Ss(j, k)$ 为尺度系数。 $Ws(j, k)$ 为小波系数, 可简记为 $\omega_{j, k}$ 。因此, 小波变化重构公式为

$$Ss(j-1, k) = Ss(j, k)\tilde{h}(j, k) + \omega_{j, k}\tilde{g}(j, k) \tag{11}$$

$$s(n) = f(n) + \sigma e(n) \tag{12}$$

由小波变换的线性性质可知，分解得到的小波系数 $\omega_{j, k}$ 仍然由两部分组成：一部分是有用信号 $f(n)$ 对应的小波系数 $Wf(j, k)$ ，记为 $u_{j, k}$ ；另一部分是噪声信号 $e(n)$ 对应的小波系数 $We(j, k)$ ，记为 $v_{j, k}$ 。

小波阈值去噪的基本思路是：

- (1) 先对含噪信号 $s(n)$ 进行小波变换，得到一组小波系数 $\omega_{j, k}$ ；
- (2) 通过对 $\omega_{j, k}$ 进行阈值处理，得到估计小波系数 $\hat{\omega}_{j, k}$ ，使得 $\|\hat{\omega}_{j, k} - u_{j, k}\|$ 尽可能小；
- (3) 利用 $\hat{\omega}_{j, k}$ 进行小波重构，得到估计信号 $\hat{s}(n)$ ，即去噪后信号。

3.3 小波去噪的软、硬阈值法

一般有两种在信号上作用阈值的方法：一种是令绝对值小于阈值的信号点的值为 0，成为硬阈值；另一种是软阈值方法，是在硬阈值的基础上将边界出现不连续点收缩到 0，这样可以有效避免硬阈值在某些点产生间断的缺陷，使得重建的信号比较光滑。

虽然软、硬阈值在实际中得到了广泛应用，但方法本身有一定缺陷：硬阈值方法中， $\hat{\omega}_{j, k}$ 在 λ 处是不连续的，利用 $\hat{\omega}_{j, k}$ 重构得到的信号会产生一些振荡；软阈值估计的 $\hat{\omega}_{j, k}$ 虽然整体连续性好，但当 $|\omega_{j, k}| > \lambda$ 时， $\hat{\omega}_{j, k}$ 与 $\omega_{j, k}$ 总存在恒定的偏差，直接影响重构信号与真实信号的逼近程度。

4 模拟数据的去噪处理

为了验证本文引入的小波变换模极大值去噪处理的效果，先对噪音信号 noissin 进行去噪处理，同时与小波阈值去噪进行比较，分析小波变换模极大值去噪方法的优越性。

noissin 为一正弦加噪声信号，对其进行二进小波变换，分解级数为 4，小波函数为 haar 小波。其原始信号见图 2，经小波变换后各级近似系数见图 3，细节系数见图 4，小波变换模极大值去噪之后各级保留下来的小波变换模极大值点如图 5 所示，利用小波软硬阈值去噪、小波变换模极大值去噪方法后重构信号如图 6 所示。

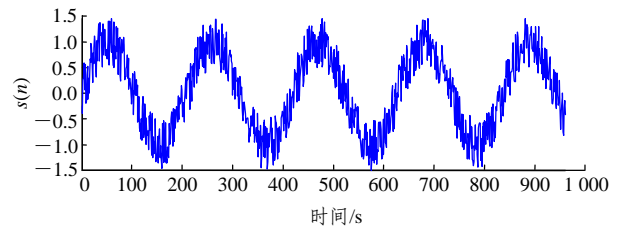


图2 noissin 原始信号
Fig.2 Original signal of noissin

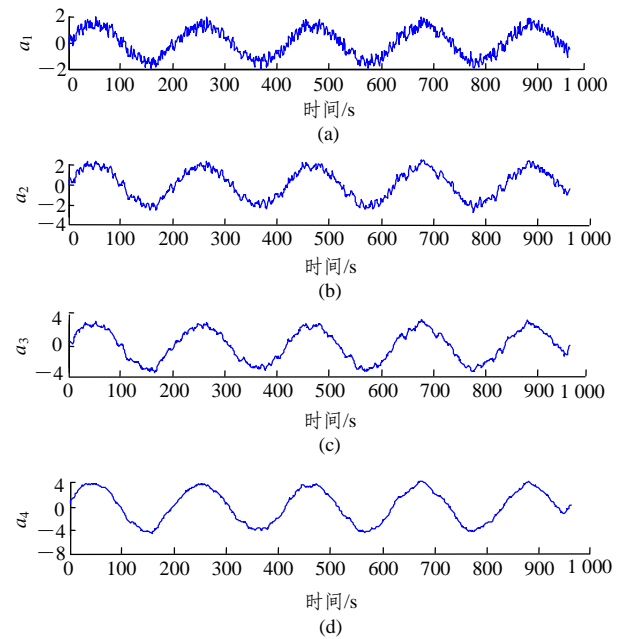


图3 小波变换各级近似系数
Fig.3 All levels approximate coefficients of wavelet transform

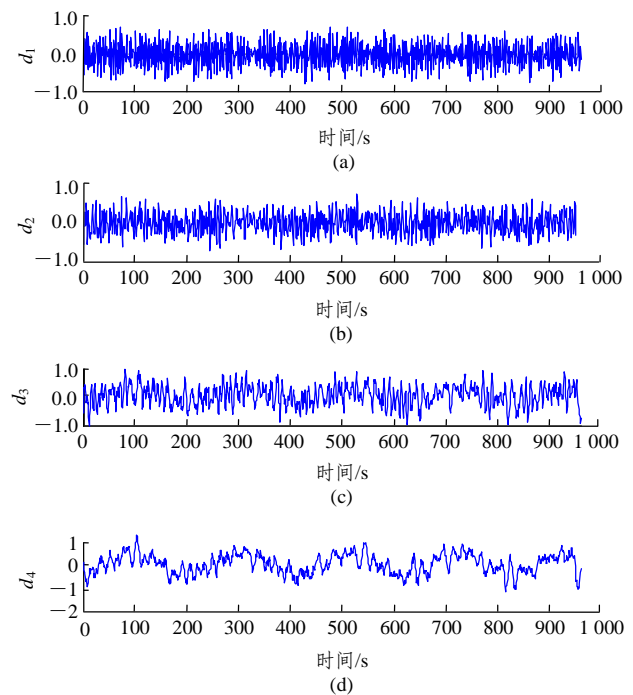


图4 小波变换各级细节系数
Fig.4 All levels detailed coefficients of wavelet transform

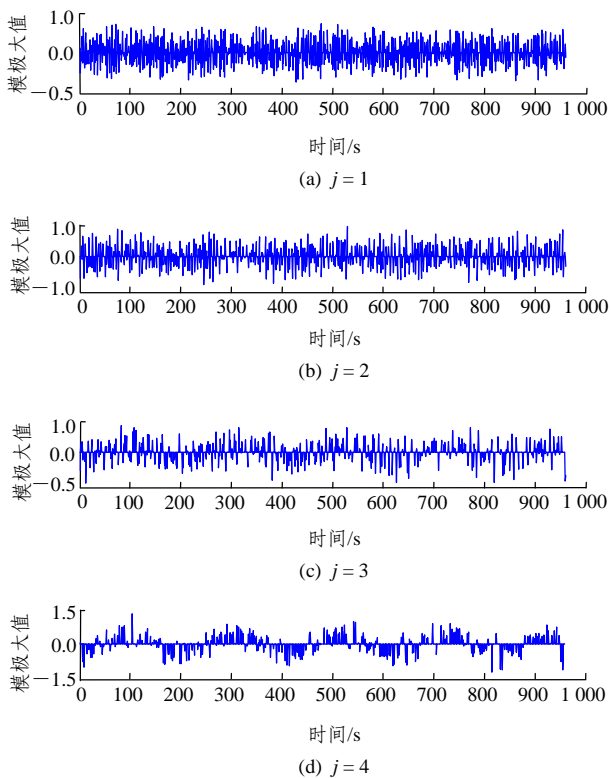


图 5 信号去噪后保留下来的小波变换模极大值

Fig.5 Wavelet transform residual modular maximum after signal denoising

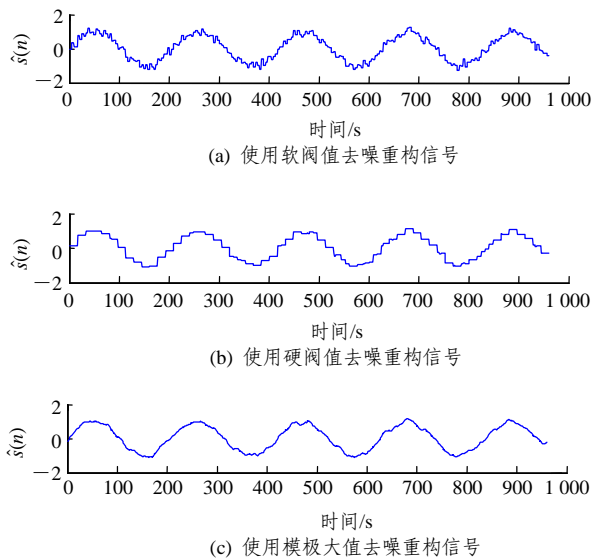


图 6 小波去噪重构信号

Fig.6 Reconstructed signal after wavelet denoising

由图 3~5 可见, noissin 信号的噪音主要集中在 1, 2 级, 经 1, 2 级去噪, 通过 3, 4 级的分解, 信号基本上去除掉噪音系数, 保留了信号系数, 经重构以后, 恢复了去噪后的信号。从图 6 可见, 小波变换模极大值去噪不但有效抑制了噪声的干扰,

而且很好地保留了原信号中的高频细节部分, 去噪后信号失真小, 去噪效果好; 而硬阈值去噪后, 虽然去除了噪声的影响, 但同时也丢失了信号本身的一些高频信息, 使得重构信号变得突变不光滑; 软阈值虽然实现了有效地逼近原有信号, 但去噪效果不彻底, 重构信号不光滑。

信号的去噪效果也可以通过信噪比、去噪信号的能量比例、去噪信号与原信号的标准差来衡量。信噪比越大说明处理后的信号质量越好, 表示去噪后信号含有更多的有用成分和更少的噪声; 去噪信号的能量比例值越大, 表示重构信号质量越高; 去噪信号与原信号的标准差值越小重构信号质量越好。表 1 列出了 noissin 信号去噪的各个衡量指标值。

表 1 去噪方法性能指标比较

Table 1 Comparison of performance indexes with different denoising methods

方法	信噪比	能量比	标准差
硬阈值去噪法	8.781 0	0.927 9	8.521 9
软阈值去噪法	9.371 1	0.934 5	7.962 2
小波变换模极大值去噪法	9.872 2	0.947 1	7.515 9

5 高边坡监测数据的去噪处理

岩石高边坡安全监测及实时预测预报的研究一直是岩土工程界研究的重要课题, 也是难点课题, 所以监测信息的精确性就成了正确分析边坡稳定情况的关键因素, 而实际上, 现场监测数据往往受各种客观条件、测量仪器精度、偶然因素等影响, 实际监测的数据是带有粗差的离散数据, 如果直接利用监测的数据进行预测预报和反演分析, 必然影响其分析的可靠性。

鉴于此, 本文利用小波变换的去噪方法, 对锦屏一级水电站左岸边坡现场监测数据进行去噪处理, 去除噪声部分, 有效保留岩土体本身所反映的信号部分, 为高边坡稳定分析提供可靠和高质量的分析数据。

5.1 工程概况

锦屏一级水电站位于雅砻江水能资源最富集的中下游河段, 坝址位于四川省凉山彝族自治州木里县与盐源县交界处的普斯罗沟, 是雅砻江下游卡拉一河口河段水电规划梯级开发的龙头水库, 工程以发电为主, 兼顾防洪、拦沙。

安全监测主要包括左、右岸坝肩边坡，左、右岸导流洞及进出口边坡，西端辅助洞等，其中左岸边坡山体雄厚，谷坡陡峭，基岩裸露，相对高差千余米，为典型的深切V型谷，深部裂隙发育强烈，岩性为杂谷脑组第三段变质砂岩和板岩，岩层走向与河流流向基本一致，岸坡为反向坡，地形完整性差，平面地质范围大致在VI线山梁上游侧至II勘探线之间，呈山梁与浅沟相间的微地貌特征，其中1[#]，2[#]，3[#]危岩体位于左岸缆机平台以上。由于特殊的地质条件，左岸边坡是该水电站工程重点关注的部位。而且经比较分析，外观变形监测数据可信度最高，因此，本文也将以左岸缆机平台以上边坡外观变形监测数据为重点进行分析。其测点布置见图7。

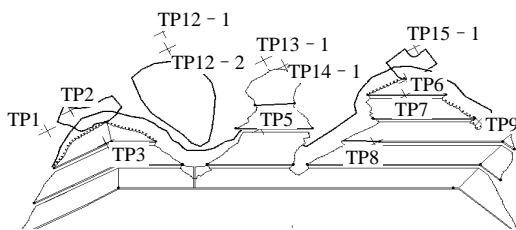


图7 左岸1960 m高程缆机平台以上外观变形测点布置图
Fig.7 Monitoring point arrangement above elevation 1960 m cable platform on left bank

5.2 利用小波变换进行监测数据去噪的步骤

一般来讲，对监测数据进行小波去噪的步骤如下：

(1) 小波分解。具体需要根据问题的性质，确定一组 Daubechies 小波滤波系数进行变换矩阵的构造，确定小波分解层次 J ，然后对安全监测资料进行 J 层小波分解。

(2) 去噪处理。小波阈值去噪的目的是从高频信息中提取弱小的有价值信号，避免在去噪过程中将边坡有用高频特征信号同噪声信号一起去除。去噪算法可以选择小波模极大值去噪法，如节2所示；也可以选择小波阈值去噪法，如节3所示。

(3) 小波重构。用小波分解的第 J 层的低频系数和经过去噪算法处理的各层高频系数进行重构，即可得到消噪后监测数据的重构信号。

5.3 变形监测数据去噪分析

测点布置如图7所示，限于篇幅，本节选用测点 TP12-1 和 TP15-1 的河床方向变形监测值进行小波去噪分析。

5.4 测点 TP12-1 河床方向变形测值的小波去噪分析

测点 TP12-1 的小波去噪分析结果见图8, 9，其中小波函数采用 db3 函数。从图8可以看出，在1, 2级分解去噪时，变形信号存在一定的噪音，噪音属于低尺度信号，经过第3, 4级继续分解去噪后，基本去除了噪声，保留了高尺度有用监测信号；而且在去除了噪音突变信号后，保留了原有有用信号的突变点。图9的实际监测数据也表明，测点 TP12-1 监测变形确实在测点序列号8, 18, 30

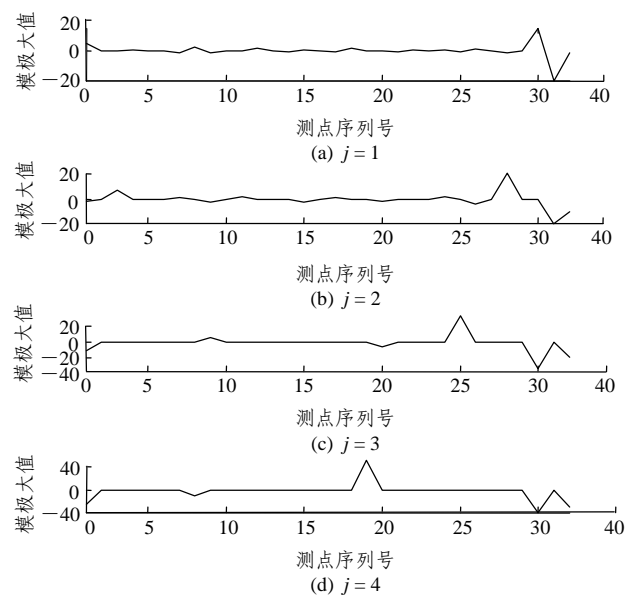


图8 监测数据去噪后保留的小波变换模极大值
Fig.8 Residual modular maximum of monitoring data after wavelet transform

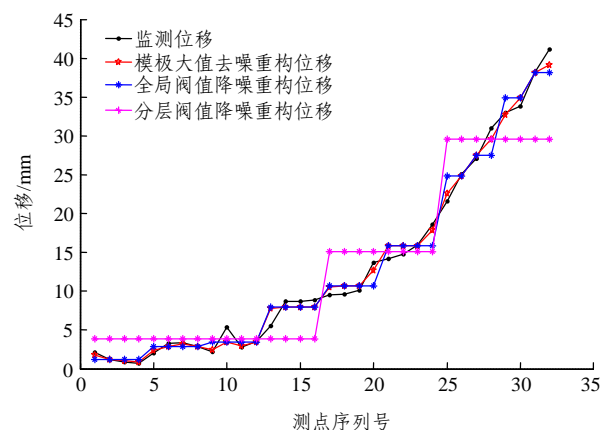


图9 测点 TP12-1 监测位移与各去噪方法重构位移的比较
Fig.9 Comparison of monitoring displacement and reconstructed displacements for monitoring points TP12-1

左右存在突变现象, 这主要是由于施工开挖和放炮引起, 而小波模极大值去噪算法恰恰保留了这些有用突变信号, 去除了噪声干扰突变信号。

表 2 列出了测点 TP12 - 1 变形信号经过小波变换模极大值去噪, 软、硬阈值去噪法后信号去噪效果各个衡量指标值。表中显示, 小波变换模极大值无论在信噪比、能量比例还是标准差方面, 其去噪效果都优于阈值去噪法。这个结论从图 9 也可以得到验证, 小波变换模极大值去噪法在有效去除噪声信号后, 保留了监测变形本身的突变信号, 而阈值去噪法去除噪声的同时, 也使得监测信号失真。

表 2 对测点 TP12 - 1 变形信号去噪性能指标比较

Table 2 Performance index comparison of denoising methods for monitoring data of monitoring point TP12 - 1

去噪方法	信噪比	能量比	标准差
全局阈值去噪法	12.620 5	0.950 4	23.411 2
分层阈值去噪法	7.765 8	0.903 1	40.940 6
小波变换模极大值去噪法	21.174 2	0.994 4	8.744 5

5.5 测点 TP15 - 1 河床方向变形监测值的小波去噪分析

测点 TP15 - 1 河床方向变形监测值的小波去噪分析结果见图 10, 11 和表 3。

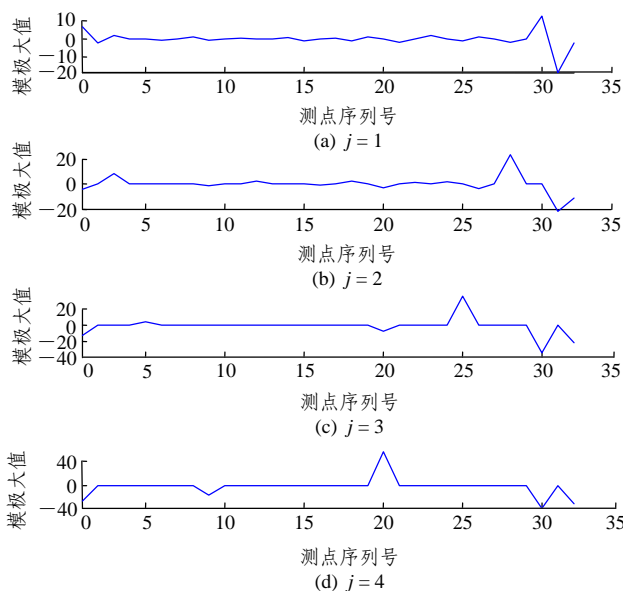


图 10 测点 TP15 - 1 监测数据去噪后留下来的小波变换模极大值

Fig.10 Residual modular maximum monitoring data after wavelet transform for monitoring point TP15 - 1

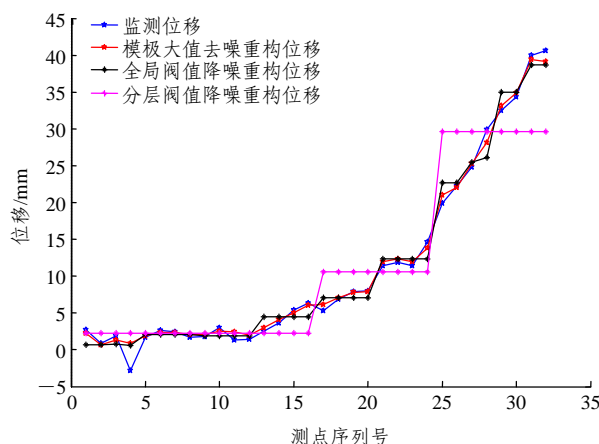


图 11 测点 TP15 - 1 监测位移与各去噪方法重构位移的比较

Fig.11 Comparison of the monitoring deformation and reconstructed deformation for monitoring point TP15 - 1

表 3 去噪方法对测点 TP15 - 1 去噪性能指标比较

Table 3 Performance index comparison of denoising method

去噪方法	信噪比	能量比	标准差
全局阈值去噪法	11.946 1	0.951 6	23.761 3
分层阈值去噪法	6.986 9	0.880 4	40.056 2
小波变换模极大值去噪法	20.739 7	0.993 1	8.633 6

由于测点 TP15 - 1 和 TP12 - 1 变形监测值具有相似的规律, 且测值量级也相同, 所以进行小波去噪后, 去噪重构变形信号也具有类似的规律, 只是小波变换模极大值去噪保留的变形监测值信号突变点位置有所区别。从图 11 和表 3 看出, 小波变换模极大值去噪法去噪性能优于阈值去噪法。

6 结 论

高边坡安全监测信号可描述为随时间或空间变化的信号, 监测资料的准确性涉及到边坡稳定评价结果的可靠与否, 实际边坡监测信息是非平稳信号, 包含着尖峰和突变信号, 还可能包含由于噪音影响的噪声信号, 这些都表现为信号的高频部分, 所以在使用监测资料时应该考虑如何有效去除掉噪声引起的高频信息, 保留边坡本身特性反映出的高频部分, 是正确有效的利用监测资料的关键所在。本文主要进行了以下方面的研究工作:

- (1) 根据小波变换的多分辨率特性, 分析了小波变换在高边坡安全监测资料处理中所发挥的监测数据滤波、变形特征提取、不同变形分辨率的分离等作用。

(2) 为了比较小波变换模极大值去噪与小波阈值去噪的效果,对噪音信号 noissin 进行去噪处理,通过信噪比、去噪信号的能量比例、去噪信号与原信号的标准差来衡量 3 个指标评价了两种去噪方法的信号去噪效果,结果表明小波变换模极大值去噪不但有效抑制了噪声的干扰,而且很好地保留了原信号中的高频细节部分,去噪后信号失真小,去噪效果好。

(3) 应用小波变换模极大值去噪及小波阈值去噪对某水电站左岸高边坡外观变形测点 TP12-1 和 TP15-1 的河床方向变形测值安全监控资料进行去噪分析。小波变换模极大值无论在信噪比、能量比例还是标准差,其去噪效果都优于阈值去噪法。小波变换模极大值去噪法在有效去除噪声信号后,保留了监测变形本身的突变信号,而硬阈值去噪后,虽然去除了噪声的影响,但同时也丢失了信号本身的一些高频信息,使得重构信号变得突变失真;软阈值虽然实现了有效的逼近原有信号,但去噪效果不彻底,重构信号不光滑。

(4) 信号模拟和工程实例表明,小波变换模极大值去噪是一种有效的边坡安全监测资料去噪方法,能有效去除噪音信号,保留边坡本身突变信号。

参考文献(References):

- [1] 俞 缙,赵维炳,李晓昭,等.基于小波变换的岩芯卸荷扰动声学反应分析[J].岩石力学与工程学报,2007,26(增1):3558-3564.(YU Jin, ZHAO Weibing, LI Xiaozhao, et al. Analysis of acoustic responses to rock core unloading-disturbance based on wavelet transformation[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(Supp.1): 3558-3564.(in Chinese))
- [2] KIM D S, LEE J S. Propagation and attenuation characteristics of various ground vibrations[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2000, 19(2): 115-126.
- [3] GURLEY K, KAREEM A. Applications of wavelet transforms in earthquake, wind and ocean engineering[J]. Engineering Structures, 1999, 21(2): 149-167.
- [4] 林大超,施惠基,白春华,等.基于小波变换的爆破振动时频特征分析[J].岩石力学与工程学报,2004,23(1):101-106.(LIN Dachao, SHI Huiji, BAI Chunhua, et al. Time-frequency characteristic analysis of blasting vibration based on wavelet transform[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(1): 101-106.(in Chinese))
- [5] 刘 军.用空间分布信号的小波变换识别岩石材料的损伤[J].岩石力学与工程学报,2004,23(12):1961-1965.(LIU Jun. Damage detection using wavelet transform of spatially distributed signal for rock materials[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(12): 1961-1965.(in Chinese))
- [6] 高 山,单渊达.小波奇异性检测在负荷数据纠错和平滑处理中的应用[J].中国电机工程学报,2001,21(11):105-108,113.(GAO Shan, SHAN Yuanda. A new method of load data error-correction and smoothing based on wavelet singularity detection[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(11): 105-108, 113.(in Chinese))
- [7] 郭 健,顾正维,孙炳楠,等.基于小波分析的桥梁健康监测方法[J].工程力学,2006,23(12):129-135.(GUO Jian, GU Zhengwei, SUN Bingnan, et al. Method of bridge health monitoring based on wavelet analysis[J]. Engineering Mechanics, 2006, 23(12): 129-135.(in Chinese))
- [8] HOU Z, NOORI M, AMAND R S. Wavelet-based approach for structural damage detection[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2000, 126(7): 677-683.
- [9] 冯 健,张化光.基于小波消噪和盲源分离的信号奇异点检测方法[J].控制与决策,2007,22(9):1035-1038.(FENG Jian, ZHANG Huaguang. Method of signal singularity detection based on wavelet canceling noise and blind source separation[J]. Control and Decision, 2007, 22(9): 1035-1038.(in Chinese))
- [10] 叶万兴,叶大田,曹 宇.小波变换模极大值重建检测瞬态诱发耳声发射[J].清华大学学报(自然科学版),2003,43(9):1218-1221.(YE Wanxing, YE Datian, CAO Yu. Detection of transient evoked otoacoustic emissions using wavelet transform modulus maximal reconstruction[J]. Tsinghua University(Science and Technology), 2003, 43(9): 1218-1221.(in Chinese))
- [11] 阎 振,陆 阳,余建华,等.小波分析在边坡深部水平位移监测数据降噪中的应用[J].中南公路工程,2007,32(2):41-44,55.(YAN Zhen, LU Yang, YU Jianhua, et al. Application of wavelet analysis to noise removal for slope's displacement monitoring data[J]. Central South Highway Engineering, 2007, 32(2): 41-44, 55.(in Chinese))
- [12] 徐 晨,赵瑞珍,甘小冰.小波分析应用算法[M].北京:科学出版社,2004.(XU Chen, ZHAO Ruizhen, GAN Xiaobing. The wavelet analysis and application algorithm[M]. Beijing: Science Press, 2004.(in Chinese))
- [13] 杨建国.小波分析及其工程应用[M].北京:机械工业出版社,2005.(YANG Jianguo. Wavelet analysis and its engineering application[M]. Beijing: China Machine Press, 2005.(in Chinese))
- [14] 董长虹,高 志,余啸海.Matlab小波分析工具箱原理与应用[M].北京:国防工业出版社,2004.(DONG Changhong, GAO Zhi, YU Xiaohai. Matlab tool-box theory and application for wavelet analysis[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2004.(in Chinese))
- [15] 梁学章,何甲兴,王新民,等.小波分析[M].北京:国防工业出版社,2004.(LIANG Xuezhong, HE Jiaying, WANG Xinmin, et al. Wavelet analysis[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2004.(in Chinese))
- [16] 黄声享,尹 晖,蒋 征.变形监测数据处理[M].武汉:武汉大学出版社,2004.(HUANG Shengxiang, YIN Hui, JIANG Zheng. Deformation monitoring data processing[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2004.(in Chinese))