

滑坡位移分解预测中的平滑先验分析方法

黄海峰¹, 易武¹, 易庆林^{1,2}, 卢书强^{1,2}, 王世梅^{1,2}

(1. 三峡大学湖北长江三峡滑坡国家野外科学观测研究站, 湖北 宜昌 443002;

2. 三峡大学三峡库区地质灾害教育部重点实验室, 湖北 宜昌 443002)

摘要: 目前在滑坡位移预测研究中, 先将滑坡位移数据分解为趋势项及周期项后再分别进行预测已成为普遍做法。平滑先验分析法 (Smoothness Priors Approach, SPA) 是一种计算过程简单、计算量极小, 且能快速分离原始数据趋势项和周期项的数据处理方法。在介绍 SPA 基本原理基础上, 以三峡库区白家包滑坡典型监测点位移数据为例, 对通过调节 SPA 正则化参数而获得的不同趋势项及周期项进行特征分析; 进而结合对滑坡变形演化机制过程的先验分析, 根据位移分解特征确定合理的参数取值; 最后针对不同参数 SPA 位移分解数据, 采用支持向量机进行位移预测对比分析。结果表明, SPA 是一种适用于滑坡位移预测的位移分解方法, 通过调节正则化参数并结合滑坡变形机制先验分析, 能够获得较为合理的位移分解结果, 进而提高滑坡位移预测精度。

关键词: 白家包滑坡; 位移预测; 位移分解; 平滑先验分析

中图分类号: P642.2

文献标识码: A

文章编号: 1000-3665(2014)05-0095-06

近年来, 随着以 GPS 为核心手段的滑坡专业监测工程的广泛实施^[1~2], 开展定量化的位移预测成为滑坡研究热点^[3], 但这些预测在可靠性和准确性方面仍存在不足^[4]。研究发现, 滑坡作为既受岩土体条件控制又受各种诱因影响而发展演化的复杂非线性动力学系统^[5~6], 其位移变化是多种因素综合作用的结果, 因而位移预测开始注重从滑坡变形演化机制出发建立模型^[4, 7], 即将滑坡位移总量视为坡体自身地质条件控制的趋势项位移, 加上降雨、库水位变化等诱发因素主导的周期项位移构成。因而分析时首先从位移总量中分解出趋势项和周期项位移, 再分别选择数学模型对分项位移进行预测, 最后对分项位移预测值叠加得到总位移预测值^[3, 4, 6~10]。

上述研究通常将重点放在对不同位移分项影响因子及预测数学模型的选择上, 而对作为分析基础的趋势项和周期项位移分解, 虽然也采用了包括移动平均^[3, 7, 10]、灰色系统建模^[8]、小波变换^[6]、经验模态分解^[11~12]等众多方法, 但由于原始数据本身影响因素众多、性质复杂, 加之分解方法存在诸如计算量大、计算

复杂等缺陷, 使得通常很难判断位移分解的合理性, 从而难以通过快速实现最佳位移分解去保证滑坡位移预测精度。

平滑先验法 (Smoothness Priors Approach, SPA) 是一种有效的信号非线性去趋方法, 主要应用于人体心电信号处理^[13], 也有将其应用到电力系统的非线性去趋^[14]。该方法的最大优点在于计算过程简单, 计算量极小, 而且通过调整单一参数可以快速实现不同频率周期项和趋势项的分离^[13, 15]。

本文在介绍 SPA 原理的基础上, 以三峡库区白家包滑坡典型监测点位移数据为例, 分析 SPA 位移分解方法在滑坡位移预测中的适宜性。

1 SPA 基本原理^[13]

假设原始数据 Z 包括两部分:

$$Z = Z_{\text{stat}} + Z_{\text{trend}} \quad (1)$$

式中: Z_{stat} ——周期波动项;

Z_{trend} ——趋势项。

而趋势项可以用如下的线性观测模型表示:

$$Z_{\text{trend}} = H\theta + v \quad (2)$$

式中: $H \in R^{(N-1) \times M}$ ——观测矩阵;

$\theta \in R^M$ ——回归参数;

v ——观测误差。

此时任务转化成求 θ 的最优化参数 $\hat{\theta}$, 再通过

$\hat{Z}_{\text{trend}} = H \hat{\theta}$ 来确定原始数据的趋势项。常用的 $\hat{\theta}$ 参数辨

收稿日期: 2013-07-24; 修订日期: 2013-09-02

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41302260); 湖北省自然科学基金创新群体项目 (2012FFA040); 水利部公益性行业科研专项 (201001008)

作者简介: 黄海峰 (1978-), 男, 副教授, 博士, 主要从事滑坡监测及数据挖掘研究。

E-mail: hifn_huang@163.com

识算法为最小二乘法,而 SPA 采用了一种更为通用的参数估计算法,称之为正则化最小二乘法 (Regularized Least Squares Solution),即:

$$\hat{\theta}_\lambda = \arg \min_{\theta} \{ \| H\theta - z \|^2 + \lambda^2 \| D_d(H\theta) \|^2 \} \quad (3)$$

式中: λ ——正则化参数;

D_d ——第 d 阶微分算子的离散形式表达。

矩阵 D_d 可通过以下方法求得。假设原始数据有 N 个局部极值点,可表示为:

$$Z_i = [Z_1, Z_2, \dots, Z_N] \quad (4)$$

则其一阶趋势和二阶趋势的离散形式分别为:

$$Z_{i1} = [Z_2 - Z_1, Z_3 - Z_2, \dots, Z_N - Z_{N-1}] \quad (5)$$

$$Z_{i2} = [Z_3 - 2Z_2 + Z_1, Z_4 - 2Z_3 + Z_2, \dots, Z_N - 2Z_{N-1} + Z_{N-2}] \quad (6)$$

依此类推,可得 Z_i 任意阶趋势的离散形式为:

$$D_d = \begin{pmatrix} d(Z_{id})_1/dZ_1 & \dots & d(Z_{id})_1/dZ_N \\ \dots & \dots & \dots \\ d(Z_{id})_{N-d}/dZ_1 & \dots & d(Z_{id})_{N-d}/dZ_N \end{pmatrix} \quad (7)$$

在最优化过程中要满足式(3),需要使微分项 $\| D_d(H\theta) \|^2$ 趋近于 0,通过正则化最小二乘法可以根据先验信息对预测趋势 $H\hat{\theta}$ 进行估计,具体求解过程可见文献[16]。求解式(3)可得:

$$\hat{\theta}_\lambda = (H^T H + \lambda^2 H^T D_d^T D_d H)^{-1} H^T z \quad (8)$$

$$\hat{Z}_{\text{trend}} = H \hat{\theta}_\lambda \quad (9)$$

观测矩阵 H 的选择可以通过研究原始数据的特性获得,但为简单起见,可以选择单位矩阵,即令 $H = I \in R^{(N-1) \times (N-1)}$ 。而二阶微分矩阵中涵盖了所有一阶极值点,可以很好地估计数据中的趋势项。因此选择 D_2 作为正则化矩阵,即 $D_2 \in R^{(N-3) \times (N-1)}$,其形式为:

$$D_2 = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & -2 & 1 & \dots & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 1 & -2 & 1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

采用以上特定设置的方法被称之为平滑先验方法^[17]。在去除趋势项后,原始数据的周期波动项可表示为:

$$\hat{Z}_{\text{stat}} = Z - H \hat{\theta}_\lambda = (I - (I + \lambda^2 D_2^T D_2)^{-1}) Z \quad (11)$$

上式中,如果令 $L = I - (I + \lambda^2 D_2^T D_2)^{-1}$,则该式可表示为 $\hat{Z}_{\text{stat}} = LZ$ 。而 L 相当于一个离散时间序列的高通滤波器^[14],即通过调节正则化参数 λ ,就可以有效地将不同频率周期的波动项及趋势项分解出来。

SPA 方法可以非常方便地在 Matlab 中实现,其源代码参见文[13]。

2 基于 SPA 的滑坡位移分解特征

以三峡库区秭归白家包滑坡^[18]为例,该滑坡(图1)位于长江支流香溪河右岸,前缘高程 125~135m,后缘高程 270m,宽 400m,长 550m,平均厚 45m,面积 $220 \times 10^4 \text{ m}^2$,体积 $990 \times 10^4 \text{ m}^3$ 。滑体物质为崩坡积物,成分为灰黄色碎块石土;滑带为灰黄色可塑状粉质黏土夹碎石角砾,厚 0.2m;滑床为侏罗系下统长石石英砂岩及泥岩,产状 $260^\circ \angle 30^\circ$ 。

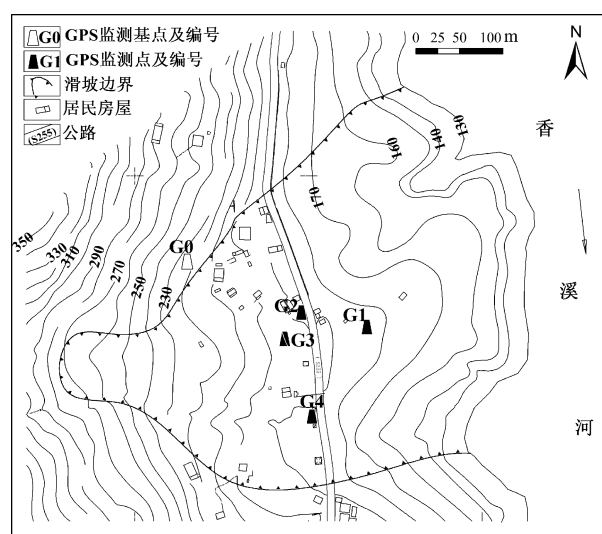


图1 白家包滑坡专业监测平面图

Fig.1 Professional monitoring plan of the Baijiabao landslide

滑坡在每年 4~9 月期间反复破坏从坡体中部穿过的秭归至兴山公路,威胁坡体上居民生命财产安全以及香溪河航运安全,因此被纳入三峡库区三期地质灾害专业监测。在滑坡体上布置有 4 个 GPS 地表位移监测点(图1,G1-G4),监测从 2006 年 11 月开始,常规每月一次,汛期根据需要每月加密监测 2~3 次。多年监测表明,滑坡体上 4 个 GPS 监测点变形具同步性,故本文选择了其中累积位移相对最大的 G4 测点数据作为分析对象。

为消除监测初期数据的不稳定,具体选择从 2007 年 1 月至 2012 年 12 月期间总共 88 期位移数据,并与库水位及降雨进行相关分析(图2),可见:滑坡位移具有明显的“阶跃型”特征^[2,18];库水位下降与降雨叠加是滑坡变形的主要影响因素^[18],也是诱使滑坡变形具典型周期性特征的主要原因。因此,将该滑坡位移总

量分解为由坡体自身地质条件控制的趋势项位移和由库水位下降及降雨诱发的周期项位移是十分合理的。

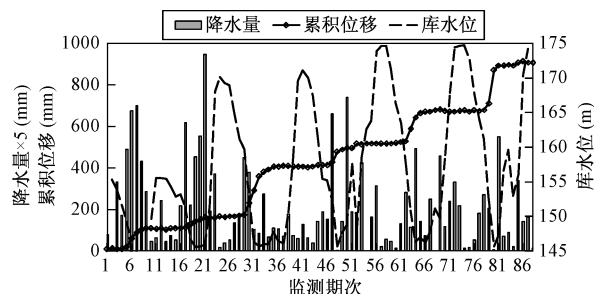
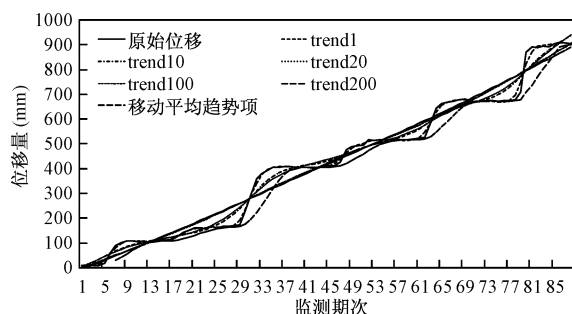


图2 白家包滑坡典型测点累积位移-库水位-降水量关系图

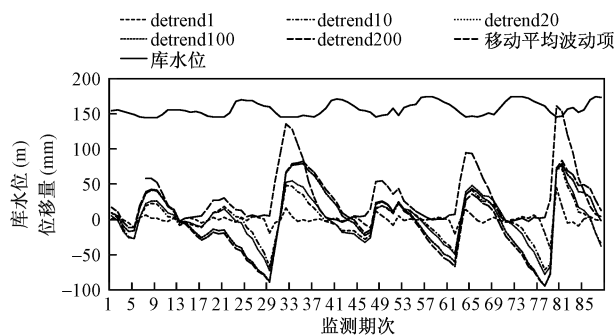
Fig.2 Relationship among cumulative displacement, reservoir stage and rainfall

为比较 SPA 中正则化参数 λ 不同取值时的位移分解特征,选取 λ 为 1、10、20、100、200,同时与目前位移分解中常用的移动平均方法进行对比分析(图3)。其中,移动平均法中的周期长度取 7,即覆盖一次库水位升降及降雨发生周期的监测次数的 1/2,这样计算时二次平均正好为 1 个周期,以保证在最大程度上削弱原始数据序列中的季节周期性波动^[3, 7, 10]。

从图3可以看出:当 λ 取值较小时(等于 1),其分解出的趋势项位移与原始位移非常接近,即仍具阶跃型特征,而对应的波动项周期短、振幅小,主要表现为非季节性和随机性波动特征;当 λ 取值为 10、20 时,两



(a) 趋势项位移曲线



(b) 波动周期项位移及库水位升降曲线

图3 不同参数 λ 下的 SPA 及移动平均法位移分解特征

Fig.3 Characteristic curves of displacement decomposition at different parameters of SPA and with the moving average method

注:(a)图中 trend1、trend10、……、trend200 分别代表 $\lambda = 1、10、\dots、200$ 时基于 SPA 分解出的趋势项位移;(b)图中 detrnd1、detrnd10、……、detrnd200 代表 $\lambda = 1、10、\dots、200$ 时基于 SPA 分解出的波动周期项位移。

3 基于 SPA 的滑坡位移分解预测

为进一步分析比较不同正则化参数 λ 的 SPA 位移分解结果对滑坡位移预测精度的影响,选择 $\lambda = 1、10、100$ 时对应的趋势项和周期项,连同基于移动平均法的位移分解,采用滑坡位移预测中广泛采用的支持向量机模型^[3, 6, 11~12]进行预测。

者位移分解结果很接近,其中趋势项已经得到了较大程度平滑,而波动项振幅加大、波动周期与库水位升降周期出现一致;当 λ 取值较大时(等于 100、200),分解结果同样较为接近,其中趋势项得到进一步平滑,逐渐接近直线形态,而波动项的周期并无明显变化,仍与 $\lambda = 10$ 时基本一致,只不过其波动幅度得到进一步放大。可见,随着正则化参数 λ 值的增大,分解出的趋势项越平滑,波动项振幅越大、周期相对越长,但波动项周期在达到一定值后不再变化,仅放大其振幅。

结合滑坡测点因受库水位下降及降雨影响而表现为阶跃型变形演化机制过程分析,不难得出当 $\lambda = 10、20$ 时的位移分解数据相对最为合理,因为周期项较好地吻合了库水位及降雨变化的周期性特征。而 $\lambda = 1$ 时,周期项主要反映随机波动,即趋势项中还包含有大量周期项成分未被分离; $\lambda = 100、200$ 时情形正好相反,即周期项过于放大了波动幅度,使得波动项包含了趋势项成分。可见,在基于 SPA 的滑坡位移分解过程中,通过对滑坡变形演化机制过程的分析可以为确定正则化参数 λ 提供合适的“先验”。另外,从图3还可以看出,移动平均法分解出的波动周期项也能较好地反映滑坡受库水位下降及降雨影响而变形的过程特征,这也是其在滑坡位移分解预测中被广泛应用的重要原因。

由于移动平均法以 7 个监测期次为一个周期,为便于比较,选择第 8 至 82 期作为训练样本,83~88 期作为预测样本。总位移预测值通过趋势项和周期项位移预测值求和得到。为简单起见,对趋势项预测选择预测期次的前一期累积趋势位移量作为预测变量^[9];对周期项选择平均库水位和降雨量作为预测变量。同时采用遗传算法解决支持向量机参数寻优,具体原理

参见文[19],程序实现基于 Matlab 环境的 LibSVM 工具箱^[20]及 GA 工具箱。另外,用均方误差 MSE 和相关系数 R 进行预测精度对比分析。预测结果见图 4 及表 1。

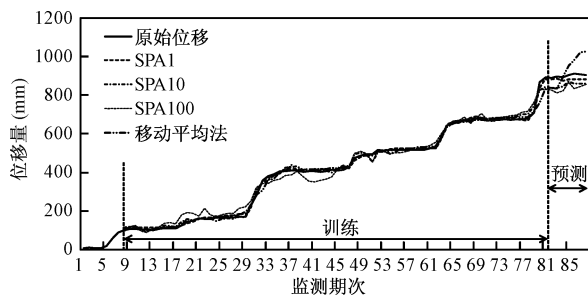


图 4 基于 SPA 及移动平均法位移分解后的总位移预测结果

Fig. 4 Displacement prediction results based on displacement decomposition by SPA and the moving average method

注:图中 SPA1、SPA10、SPA100 分别代表 $\lambda = 1, 10, 100$ 时基于 SPA 位移分解后对应的总位移预测曲线。

可以看出:(1)对由训练集加上预测集组成的全集总位移序列,整体预测精度均较高,其中 MSE 在 80 ~ 1000, R 均在 0.993 以上。分开来看,训练集精度最高, MSE 在 60 ~ 790 之间, R 也在 0.992 以上;测试集精度稍低, MSE 在 380 ~ 6500, R 在 0.45 ~ 0.8 左右。(2)对比不同位移分解的预测,其中全集预测精度综合排序为 SPA1 > SPA10 > 移动平均法 > SPA100, 训练集预测精度与全集精度相同,而对于预测集的预测精度,按照 MSE 指标排序为 SPA1 > SPA10 > SPA100 > 移动平均法,如按照 R 指标排序则为 SPA10 > 移动平均法 > SPA100 > SPA1。

表 1 滑坡位移预测结果精度对比

Table 1 Comparison of displacement prediction accuracy

样本	指标	SPA1	SPA10	SPA100	移动平均法
训练集	MSE	60.1	270.4	788.2	367.4
	R	0.999	0.997	0.992	0.997
预测集	MSE	384.6	2329.9	4045.4	6574.5
	R	0.467	0.806	0.582	0.751
全集	MSE	84.1	423.0	1029.5	827.2
	R	0.999	0.997	0.993	0.994
综合排序		1	2	4	3

从以上对比可以得出:(1)对滑坡位移预测来说,在相同的总位移数据序列、预测指标变量及预测模型的情况下,不同的位移分解结果会对预测结果精度产生影响;(2)采用 λ 较小(如取 1、10)的 SPA 位移分解结果进行滑坡位移预测,其精度均高于移动平均法,而当 λ 取值较大时(如取 100),其精度低于移动平均法;

(3)对于预测集,无论 λ 取值如何,基于 SPA 位移分解的预测精度都要高于移动平均法。因此,基于 SPA 进行滑坡位移分解有利于提高最终的位移预测精度。

需要说明的是,例中 SPA1 的预测精度要高于 SPA10,似乎与前文根据先验得出的“ $\lambda = 10$ 的位移分解数据相对最为合理”不符,其主要原因在于滑坡位移预测精度虽与位移分解结果有关,但受预测变量选取及预测模型选择影响更大,本文对后两者暂未作研究,使得预测结果有所偏差。具体来看,由于白家包滑坡测点变形受库水位及降雨影响,因此周期项预测精度应该在更大程度上决定最终的预测结果,然而由于预测变量选取并未考虑滞后效应也未经过有效性检验,因而导致对于 $\lambda = 10$ (位移振幅多在 20 ~ 70mm) 的周期项预测结果影响较大;而对于 $\lambda = 1$,由于其分离出的周期项主要是位移振幅多在 10mm 以内的随机波动,这样即使对于周期项的预测精度不高,其对总位移的预测影响也不大。

4 结论与展望

(1)SPA 方法是一种计算过程简单、计算量极小,能将原始数据快速分解为趋势项和周期项的数据处理方法,适于滑坡位移预测中的位移分解。

(2)通过调节 SPA 正则化参数 λ 分解出的趋势项和周期项组合规律为:随着 λ 值增大,趋势项越平滑,波动项则振幅越大、周期相对越长,但波动项周期在达到一定值后不再变化,仅放大其振幅。

(3)通过对滑坡变形演化机制过程的先验分析,可以确定适当的 λ 取值,从而为提高滑坡位移预测精度提供较合理的位移分解数据。

(4)基于 SPA 的滑坡位移分解预测结果精度普遍较高,尤其是 λ 取值较小时,其精度高于移动平均法。

当然,对基于 SPA 的滑坡位移分解研究在以下方面还有待深入:

(1)如何在对滑坡变形演化机制过程分析的基础上建立量化的 λ 取值确定方法。

(2)如何建立针对不同变形诱发作用机理类型滑坡位移分解的 λ 取值规律。

另外,滑坡位移预测精度受监测数据质量、位移分解、预测变量筛选、预测模型构建等多方面因素共同影响,因此要实现高精度的滑坡位移预测预报,必须全面重视对各类因素的综合分析研究。

参考文献:

- [1] 汤罗圣,殷坤龙. 加卸载响应比理论在水库型滑坡

- 时间预测预报中的应用研究[J]. 水文地质工程地质, 2012, 39(6): 93-96. [TANG L S, YIN K L. Research on the application of load-unload response ratio theory on time prediction of reservoir-type landslides [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2012, 39(6): 93-96. (in Chinese)]
- [2] 杨建国, 晏鄂川, 程温鸣. 滑坡变形特征的 GPS 监测信息识别研究[J]. 长江科学院院报, 2012, 29(3): 24-28. [YANG J G, YAN E C, CHENG W M. Identification of GPS monitoring information of landslide deformation characteristics [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2012, 29(3): 24-28. (in Chinese)]
- [3] 杜娟, 殷坤龙, 柴波. 基于诱发因素响应分析的滑坡位移预测模型研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2009, 28(9): 1783-1789. [DU J, YIN K L, CHAI B. Study of displacement prediction model of landslide based on response analysis of inducing factors [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2009, 28(9): 1783-1789. (in Chinese)]
- [4] 陈建胜, 陈从新, 赵海斌, 等. 基于 Fourier 级数的滑坡位移预测模型研究[J]. 工程地质计算机应用, 2011(4): 28-32. [CHEN J S, CHEN C X, ZHAO H B, *et al.* Study of displacement prediction model of landslide based on Fourier series [J]. Engineering Geology Computer Application, 2011(4): 28-32. (in Chinese)]
- [5] 贺可强, 孙林娜, 王思敬. 滑坡位移分形参数 Hurst 指数及其在堆积层滑坡预报中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2009, 28(6): 1107-1115. [HE K Q, SUN L N, WANG S J. Displacement fractal parameter hurst index and its application to prediction of debris landslides [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2009, 28(6): 1107-1115. (in Chinese)]
- [6] 马文涛. 基于小波变换和 GALSSVM 的边坡位移预测[J]. 岩土力学, 2009, 30(增2): 394-398. [MA W T. Prediction of slope displacement based on wavelet transform and genetic algorithm-least square support vector machine [J]. Rock and Soil Mechanics, 2009, 30(Sup2): 394-398. (in Chinese)]
- [7] 徐峰, 汪洋, 杜娟, 等. 基于时间序列分析的滑坡位移预测模型研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2011, 30(4): 746-751. [XU F, WANG Y, DU J, *et al.* Study of displacement prediction model of landslide based on time series analysis [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2011, 30(4): 746-751. (in Chinese)]
- [8] 徐毅青, 唐益群, 李献勇, 等. 改进欧拉算法的 GM(1,1) 模型预测滑坡变形[J]. 水文地质工程地质, 2011, 38(1): 110-113. [XU Y Q, TANG Y Q, LI X Y, *et al.* The landslide deformation prediction with improved Euler Method of Gray System Model GM(1,1) [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2011, 38(1): 110-113. (in Chinese)]
- [9] 姚林林, 殷坤龙, 陈丽霞, 等. 基于影响因子分析的滑坡位移预测模型研究[J]. 安全与环境工程, 2006, 13(1): 19-22. [YAO L L, YIN K L, CHEN L X, *et al.* Primary study on the model allowed for influencing factors for the deformation prediction of landslide [J]. Safety and Environmental Engineering, 2006, 13(1): 19-22. (in Chinese)]
- [10] 沈良峰. 应用指数平滑技术预测边坡位移[J]. 中国工程科学, 2007, 9(6): 94-97. [SHEN L F. Research of the exponential smoothing technology for forecasting slope displacement [J]. Engineering Science, 2007, 9(6): 94-97. (in Chinese)]
- [11] 林大超, 安凤平, 郭章林, 等. 滑坡位移的多模态支持向量机模型预测[J]. 岩土力学, 2011, 32(增1): 451-458. [LIN D C, AN F P, GUO Z L, *et al.* Prediction of landslide displacements through multimode support vector machine model [J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(Sup1): 451-458. (in Chinese)]
- [12] 范千, 花向红. 基于相空间重构与支持向量机预测滑坡位移的一种新方法[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2009, 34(2): 248-251. [FAN Q, HUA X H. A novel method for forecasting landslide displacement based on phase space reconstruction and support vector machine [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2009, 34(2): 248-251. (in Chinese)]
- [13] Tarvainen M P, Ranta-Aho P O, Karjalainen P A. An advanced detrending method with application to HRV analysis [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2002, 49(2): 172-175.
- [14] 周念成, 王予疆, 陈刚, 等. 低频振荡模式辨识中信号非线性去趋势的平滑先验方法[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(11): 1-5. [ZHOU N C, WANG Y J, CHEN G, *et al.* Smoothness prior approach to removing nonlinear trends from signals in identification of low frequency oscillation mode [J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(11): 1-5. (in Chinese)]

- Chinese)]
- [15] LI L P, LIU C C, LI K, *et al.* Comparison of detrending methods in spectral analysis of heart rate variability [J]. World Academy of Science, Engineering and Technology, 2011, 57: 828 – 832.
- [16] Karjalainen P A. Regulatization and Bayesian methods for evoked potential estimation [D]. Finland: Kuopio University, 1997.
- [17] Kitagawa G, Gersch W. Smootness Priors Análýsis of Time Series [M]. Germany: Springer-Verlag, 1996.
- [18] 易武, 孟召平, 易庆林. 三峡库区滑坡预测理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 46 – 51. [YI W, MENG Z P, YI Q L. Theory and method of landslide stability prediction in the Three Gorges reservoir area [M]. Beijing: Science Press, 2011: 46 – 51. (in Chinese)]
- [19] 戴上平, 宋永东. 基于遗传算法与粒子群算法的支持向量机参数选择[J]. 计算机工程与科学, 2012, 34 (10): 113 – 117. [DAI S P, SONG Y D. Parameter selection of support vector machines based on the fusion of genetic algorithm and particle swarm optimization [J]. Computer Engineering & Sciences, 2012, 34 (10): 113 – 117. (in Chinese)]
- [20] CHANG C, LIN C. LibSVM: A Library for Support Vector Machines[EB/OL]. [2014 – 04 – 01] (2014 – 05 – 01). <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.

Smoothness priors approach in displacement decomposition and prediction of landslides

HUANG Hai-feng¹, YI Wu¹, YI Qing-lin^{1,2}, LU Shu-qiang^{1,2}, WANG Shi-mei^{1,2}

(1. National Field Observation and Research Station of Landslides in Three Gorges Reservoir Area of Yangtze River, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China; 2. Key Laboratory of Geological Hazards on Three Gorges Reservoir Area of Ministry of Education, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China)

Abstract: At present, in landslide displacement prediction, it has become a widespread practice that the original displacement is first decomposed into trend term and periodic term. Smoothness Priors Approach (SPA) is such a data decomposition method and has some advantages including simple calculation process, minimal computational effort, etc. Based on the introduction of the basic principle of the SPA, the typical displacement monitoring data of the Baijiabao landslide in the Three Gorges reservoir area is used to analyze the characteristics of trend and periodic term displacement according to different regularization parameter of SPA. The results show that the trend term is smoother, the amplitude is larger and the period is longer with the increase of parameters. Through the prior analysis of the landslide deformation mechanism and processes, the most reasonable parameters can be determined. Finally, landslide displacement prediction is carried out for different displacement decomposition data, which is obtained from different parameters of SPA and with the moving average method. The results show that there is very good prediction accuracy based on the SPA displacement decomposition. Comprehensive analysis indicates that the SPA is a suitable method for the displacement decomposition in the landslide displacement prediction, and the prediction accuracy can further be improved.

Key words: landslide; displacement prediction; displacement decomposition; smoothness priors approach

责任编辑: 汪美华