基于地下水位变化的滑坡预测时序分析

王智磊¹,孙红月²,尚岳全¹

(1. 浙江大学 建筑工程学院,浙江 杭州 310058; 2. 浙江大学 海洋科学与工程学系,浙江 杭州 310058)

摘要: 松散堆积土滑坡受地下水位变化影响显著,地下水位变化先于地表位移,易于监测。在坡体表面位移与地下水位之间建立联系,将地下水位监测作为滑坡预测的手段或辅助预测手段具有广泛的应用前景。相关数据序列分析可借助向量自回归模型,其兼顾数据序列的相关性分析和回归分析,可用于研究时间顺序数据间的滞后效应及多种时序间的联系。基于地下水位变化会引起滑坡下滑推力改变的认识,将实测地下水位变化的时序数据转化为推力引起土体位移加速度的改变,建立实测滑坡位移变化加速度与根据地下水位变化引起滑坡推力变化的计算标称加速度的向量自回归模型,可判断坡体表面位移受地下水位影响的规律及相应的滞后时间。所建立模型应用于上虞一三门高速公路 6[#]滑坡分析,验证模型在滑坡位移预测中的有效性,为相关滑坡工程的预测分析提供了参考和借鉴。

关键词:边坡工程;滑坡预测;地下水位;堆积体滑坡;时间序列分析;向量自回归 **中图分类号:**P 642.22 **文献标识码:**A **文章编号:** 1000 - 6915(2011)11 - 2276 - 09

TIME SERIES ANALYSIS OF LANDSLIDE PREDICTION BASED ON GROUNDWATER LEVEL VARIATION

WANG Zhilei¹, SUN Hongyue², SHANG Yuequan¹

(1. College of Civil Engineering and Architecture, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310058, China;

2. Department of Ocean Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310058, China)

Abstract: The loose deposit landslide was significantly influenced by the groundwater level which was easily monitored and changed before the slope surface moving. Based on the relationship between surface displacement and groundwater level, taking the monitoring of the groundwater level as landslide prediction or aided prediction had a broad prospect. The vector auto-regression model could be applied to analyze the data sequences. It synthesized the correlation and regression analysis of data sequences and could be used to analyze the time lag effect and the relation among several time series. Based on the concept that the downslide thrust of landslide would vary with groundwater level, the measured data of groundwater level could be converted into thrust which induced the change of slope acceleration. And then, the vector auto-regression model which included the measured acceleration of landslide and nominal acceleration stemming from thrust calculated by groundwater level was built. The effect law of groundwater level on surface displacement and the lag time could be estimated by the use of the model. The validity of built model in landslide displacement prediction was verified by application it to the No.6 landslide of Shangyu—Sammen highway; and it provided reference for similar landslide prediction.

Key words: slope engineering; landslide prediction; groundwater level; accumulational landslide; time series analysis; vector auto-regression

收稿日期: 2011 - 04 - 08; 修回日期: 2011 - 07 - 27

基金项目:国家自然科学基金资助项目(40972187);高等学校博士学科点专项科研基金资助课题(20100101110026);浙江省重点创新团队支持计划 (2009R50050)

作者简介: 王智磊(1984 -), 男, 2007 年毕业于浙江大学防灾减灾工程及防护工程专业, 现为博士研究生, 主要从事边坡监测及稳定性分析方面的研 究工作。E-mail: rainmelodystyle@gmail.com。通信作者: 孙红月(1970 -), 女, 现任副教授, 主要从事岩土体稳定性与防灾减灾方面的教学与研究工 作。E-mail: shy@zju.edu.cn

1 引 言

地下水是影响边坡稳定性及滑坡变形发展的重 要因素之一。在滑坡初始蠕变、稳定变形及加速蠕 变阶段,地下水均会对其产生很大的影响。地下水 位上升引起的渗流场变化会导致坡体非饱和区范围 缩小、渗透力增加,土体的有效应力和抗剪强度被 削弱,滑面抗滑力降低。因此,研究地下水位变化 与滑坡发展的关系是滑坡预测预警工作的重要组成 部分。

滑坡预警通常主要通过对坡体表面位移进行直接监测进行^[1]。而对于松散堆积体一类的滑坡而言, 表面位移监测存在一定的难度。松散堆积体滑坡一 般坡度较平缓,上覆植被茂密,对进行表面位移观 测必备的信号接收及通视等条件构成障碍,监测易 受干扰。对易受地下水位变化影响的松散堆积体滑 坡中的地下水位进行监测,有自动化程度高、数据 采集便捷的优势。因此,可采用地下水位监测作为 滑坡监测方案的补充,并通过分析坡体表面位移与 地下水位变化之间的关系,探讨根据地下水位监测 资料进行滑坡预测的有效途径。

地下水与滑坡灾害密切相关,国内外学者已从 数值模拟^[2-3]和模型试验^[4]等方面揭示了地下水对 滑坡稳定性的作用机制,并且通过对地质参数进行 反演,为实际工程预测提供依据^[5]。数值模拟对各 种参数的依赖性较强,而实际工程中滑坡体的地质 条件复杂,各参数时空分布不均,采用确定性模型 精确模拟滑坡长期变化规律的工作难度很高^[6]。因 此,探索对滑坡物理力学参数依赖程度低的分析预 测方法是十分必要的。时间序列分析法可根据滑坡 体的各特征监测信息模拟滑坡的动态变化。

利用时间序列对滑坡进行的预测,目前有基于 非线性和线性分析2类模型。根据非线性理论构建 的模型可以准确地模拟样本资料,但其预测的准确 度取决于控制过程的自相似条件,需要具备大量的 数据样本才能保证预测精度^[7-9]。线性分析法多基于 统计理论分析区域范围及独立的滑坡稳定性。区域 范围内边坡可根据降雨判断滑坡发生概率^[10-11],但滑 坡灾害的准确发生地点还有待进一步判断。对独立 滑坡的预测,目前已有基于滑坡位移时序数据的多 种有效预测理论^[12],但仅根据表面位移监测数据建 模,难以体现滑坡运动的本质,无法反映滑坡在其 他因素控制下的力学响应机制,有一定的局限性。 结合水文地质因素,对滑坡位移的分析仍处于探索 阶段^[13-14],尚存在对各影响因素的作用时间判别以 及力学机制作进一步深入研究的空间。

本文综合了时间序列模型在预测方面的优势与 力学模型稳定性计算评价的工程应用优势,通过对 浙江省上三高速公路6[#]滑坡的监测工作,利用地下 水位及相应的坡体表面位移监测资料,基于力学关 系将水位与位移联系起来,并对二者利用向量自回 归模型进行了分析,从而根据地下水位变化规律预 测坡体位移变化趋势,探讨利用地下水位变化的信 息预测滑坡位移变化的方法。

2 向量自回归模型概述

向量自回归模型(VAR 模型)属于统计分析理论 模型,以数据的发生时间为顺序,兼顾了数据序列 的相关性分析和回归分析。相较于其他统计分析方 法,向量自回归模型不仅关注时间顺序数据间的滞 后效应,而且能在多种时序之间建立联系,在当前 数据与一定范围内的各种历史数据之间建立数学模 型,从而能通过前期数据计算后期数据的发展变化 趋势^[15]。

对单因素的平稳时间序列{*x*_{*i*}},建立自回归模型 AR(*n*)^{[16]130-133},存在以下关系:

$$x_t = \varphi_1 x_{t-1} + L + \varphi_\tau x_{t-\tau} + L + \varphi_n x_{t-n} + \varepsilon_t$$
(1)

式中: x_t 表示数据序列在 t 时刻的值; φ_{τ} 为在 $(t - \tau)$ 时刻的数据 $x_{t-\tau}$ 对 x_t 的影响系数; n为时序模型的 滞后阶数; ε_t 为时序的白噪声,其数学期望为 0。

当模型为多种因素的复合结构时,则要将单因素时序模型推广到多维空间,建立多因素时序模型,即向量自回归模型^{[16]130-133},VAR(*n*)模型应表示为

$$X_{t} = \boldsymbol{\Phi}_{1} X_{t-1} + L + \boldsymbol{\Phi}_{\tau} X_{t-\tau} + L + \boldsymbol{\Phi}_{n} X_{t-n} + \boldsymbol{\xi}_{t} \qquad (2a)$$

其中,

$$X_{t-\tau} = [x_1(t-\tau), L, x_n(t-\tau)]^{\mathrm{T}}$$
 (2b)

$$\boldsymbol{\varPhi}_{\tau} = \begin{bmatrix} \varphi_{11}(\tau) & \mathbf{L} & \varphi_{1p}(\tau) \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} \\ \varphi_{p1}(\tau) & \mathbf{L} & \varphi_{pp}(\tau) \end{bmatrix}$$
(2c)

式中: $X_{t-\tau}$ 为含 p 组影响因素的时序在 $(t-\tau)$ 时刻的值; $\boldsymbol{\Phi}_{\tau}$ 为参数矩阵, $\varphi_{t,p}(\tau)$ 为在 τ 时刻第 p 组时

2011年

序对第 1 组时序在 $(t-\tau)$ 时刻的影响系数; $\xi_t = \{\varepsilon_1(t), \dots, \varepsilon_p(t)\}^T$ 为冲击向量,为白噪声矩阵,数学期望为 0。

VAR(n)模型可通过矩估计或最小二乘法进行 参数估计。根据相关函数的定义,当数据量达到一 定规模时,可采用样本相关函数 $\tilde{R}(\tau)$ 代替相关函数 $R(\tau)$,且 $\xi_{,}=0$,可得

$$\tilde{\boldsymbol{R}}(\tau) = E[\boldsymbol{X}_t \boldsymbol{X}_{t-\tau}^{\mathrm{T}}]$$
(3)

因此 $\tilde{\mathbf{R}}(\tau)$ 为 $p \times p$ 矩阵。根据式(3)及数学期望的性质,可得

$$\tilde{\boldsymbol{R}}(-\tau) = \tilde{\boldsymbol{R}}(\tau)^{\mathrm{T}} \tag{4}$$

在式(2a)的两端右乘 X^T_{t-r}, 可得关于样本相关 函数的关系式:

$$\tilde{\boldsymbol{R}}(\tau) = \tilde{\boldsymbol{\Phi}}_{1} \tilde{\boldsymbol{R}}(\tau-1) + \dots + \tilde{\boldsymbol{\Phi}}_{i} \tilde{\boldsymbol{R}}(\tau-i) + \dots + \tilde{\boldsymbol{\Phi}}_{n} \tilde{\boldsymbol{R}}(\tau-n)$$

$$(i=1, \ \dots, \ n; \ \tau=1, \ \dots, \ n)$$
(5)

对式(5)两端的矩阵转秩,得矩阵线性方程组为

$$\tilde{\boldsymbol{\Psi}} = \tilde{\boldsymbol{\Gamma}}^{-1} \tilde{\boldsymbol{\eta}} \tag{6a}$$

其中,

$$\tilde{\boldsymbol{\eta}} = \{\tilde{R}(1)^{\mathrm{T}}, \dots, \tilde{R}(n)^{\mathrm{T}}\}^{\mathrm{T}} \quad \tilde{\boldsymbol{\Psi}} = \{(\tilde{\boldsymbol{\Phi}}_{1}^{\mathrm{T}}, \dots, \tilde{\boldsymbol{\Phi}}_{n}^{\mathrm{T}})\}^{\mathrm{T}} (6b)$$

$$\tilde{\Gamma} = \begin{bmatrix} \tilde{R}(0) & \tilde{R}(1) & \cdots & \tilde{R}(n-1) \\ \tilde{R}(1)^{\mathrm{T}} & \tilde{R}(0) & \cdots & \tilde{R}(n-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{R}(n-1)^{\mathrm{T}} & \tilde{R}(n-2)^{\mathrm{T}} & \cdots & \tilde{R}(0) \end{bmatrix}$$
(6c)

式中: **Ŷ**为(*pn*)×*p*阶矩阵,即为式(2)的参数矩阵 估计。滞后阶数*n*的确定需要兼顾滞后项与模型自 由度的数量。通常根据似然比检验法^{[16]249-263},从 拟定的最大滞后数开始检验原假设。根据下式估计 VAR 模型的残差协方差矩阵:

$$\left|\tilde{Q}_{n}\right| = \det\left(\frac{1}{N-n}\sum_{t}\tilde{\varepsilon}_{t}\tilde{\varepsilon}_{t}'\right)$$
(7)

并通过下式计算似然比统计量:

$$L = (N - np) \left(\ln \left| \tilde{\mathcal{Q}}_{n-1} \right| - \ln \left| \tilde{\mathcal{Q}}_{n} \right| \right)$$
(8)

式中: N为时序样本的时间点数量, \tilde{Q}_n 为 n 阶模型的残差协方差矩阵, L 为似然比统计量。比较由式 (8)得到的似然比统计量和 5%水平下的 χ^2 统计量, 若 $L > \chi^2_{0.05}$,则表明增加滞后项能显著增大极大似然 估计值,此时模型的滞后阶数 n 取值合理。

3 工程实例概况及分析方法

上三高速公路 6[#]滑坡位于公路 K92+450~K92+ 850 路段,是上三高速公路施工过程中引发的。滑 坡方量达 200×10⁴ m³,属于松散堆积体滑坡。根据 岩土体成因时代、岩性特征和物理力学性质的差 异,滑坡区岩土体主要划分为以下工程地质层(见 图 1):崩积碎块石(CQ₄)、坡积含碎石(角砾)亚黏 土(dlQ₃²)、古滑坡堆积(delQ₃²)、岩质古滑坡堆积层 (delQ₁¹)、坡积含角砾(碎石)亚黏土(dlQ₃¹)。

基岩面以上松散堆积物存在含水层。分布于滑 坡体后缘中下部的dlQ₃2层岩性以亚黏土为主,透水 性弱,富水性差,以上坡潜水、降雨及地表水为补 给源;滑坡区中下部delQ₃2层下部以块石为主,透 水性好,中部以黏性土为主,透水性较差,地下水 具有承压性;滑坡区前缘以大块状岩体为主,裂隙 发育,透水性好,富水性差,接受降雨及侧向补给 为主,以泉或裂隙网形式向溪流排泄。

滑坡区后缘地形较外围地形低,呈圈椅状陡崖。 滑坡区地表水主要来源为降雨时的面流、梯田农作 物灌溉水及渠水。其地下水则主要由降雨与农业灌 溉水补给,并入坡脚河流。滑坡区前缘的地下水位



Fig.1 Profile of engineering geology and distribution of monitoring holes

埋深一般为 15~20 m,中部地下水位埋深一般为 2~3 m,滑坡体后缘地下水位埋深一般为 3~6 m。 1999 年 6 月份在坡脚开挖施工过程中,坡体发生变 形,出现坡面裂缝,导致渠水下渗。7~9 月,由于 大量农业灌溉用水和台风雨的作用,坡体趋于相对 饱水状态,位移速率增大,证明地下水在该滑坡的 形成演化过程中起到了十分重要的作用^[17]。采用 GeoStudio 软件 Slope/W 模块对不受灌溉影响的滑 体在不同地下水位下的稳定性进行分析,根据 Morgenstern- Price 法得出的稳定系数如图 2 所示(以 SK39 处所在条块测得的水位 h_w 为例。





Fig.2 Landslide stability factor changing with groundwater level

在自然水位状态下,滑坡稳定系数为 0.95~ 1.42,坡体处于不稳定状态。由于灌溉等人工作用 导致坡体地下水位流场呈无规律变化,不利于采用 数值分析方法对滑坡进行实时分析,并且数值分析 中地下水位也无法准确模拟实际地下流场,因此可 以考虑结合其他分析方法对滑坡进行综合分析评 价。

对滑坡的综合分析需要参考各类监测信息,因此在滑坡区布置了 62 个地下水位监测孔(图 1 所示 滑坡的主滑方向剖面含 10 个水位监测孔)和位移监 测桩。为保证地下水位测量的准确性和连续性,选 用 Hobo 水位温度记录仪进行连续自动监测。该仪 器自动化程度高、连续采集数据时间长、精度高, 并配备专用数据处理软件,测量数据处理效率高。 部分地下水位监测孔位置邻近位移监测桩,如 SK39 与 SK41 孔处还同时布置了位移监测桩,本文以此 监测点数据为例进行分析研究。

4 滑坡的时序模型与计算结果分析

对上三公路6[#]滑坡监测获得的数据主要为水位

监测孔测得的地下水位及邻近监测桩测得的位移 值。由于时间序列分析属于线性分析,在建立地下 水位与坡体位移关系时,首先需要根据力学模型建 立二者的联系以达到量纲一致。由于计算参数和计 算方法的影响,不能期望计算值与实际情况完全吻 合,而对于相关性分析,事实上只需要获得变化趋 势就能反映实际情况,这样就可不必苛求计算参数 的确切性要求。在获得用地下水位变化反映坡体位 移变化趋势的基础上,就能通过时间序列模型讨论 地下水位对坡体位移在时间关系上的影响。

4.1 简化的滑坡地下水位与位移动力学模型

基于滑坡地下水位变化,计算滑坡位移速率变 化的动力学分析,所关注的目标是位移速率的增减 变化,并非定量的位移速率计算。为简化分析对象, 结合工程实际情况做如下假设:

(1) 假设分析对象为无限边坡。

(2) 不计条间作用力对平衡条件的影响。滑体沿滑面平动, 土条不发生转动。

(3) 地下水液面平行于滑面,土体渗透率较低。 在土条内地下水位面以上土体的饱和度保持不变。 对坡体土条进行受力分析,如图3所示。图3中,*H* 为土层厚度,*l*为土条滑面长度,*h*_w为地下水位高 度,*β*表示倾角,*F*′为渗透力,*W*为土条重,*T*_R为 滑动面切向作用力,*N*为滑动面法向作用力。



图 3 土条受力分析 Fig.3 Force analysis of slice



$$T_{\rm s} = W \sin\beta + F' \tag{10}$$

若用土体湿度指数*m*表示滑面以上地下水位高度与土层厚度的比值,即*m*=*h*_w/*H*,则有

$$W = l\gamma_{w}H\cos\beta \cdot [m(n-1)+d(1-n)+nS(1-m)]$$
(11)

$$[m(n-1) + d_{s}(1-n) + nS_{r}(1-m)]$$
(11)

$$F' = lmH\gamma_{\rm w}\sin\beta\cos\beta \tag{12}$$

式中: γ_w 为地下水重度, d_s 为土颗粒相对密度,n为土体孔隙率, S_r 为地下水位面以上土体的饱和度。

T_R可表示为

$$T_{\rm R} = N \tan \varphi' + C' \tag{13}$$

其中,

$$N = W \cos \beta \tag{14}$$

$$C' = [c' + AS_{\rm r}(1 - S_{\rm r})^{\lambda}(1 - m)^{\alpha}]l \qquad (15)$$

式中: φ'表示有效内摩擦角, c'为土的有效黏聚力, *A*和λ由试验曲线拟合参数^[18], α为表观黏聚力试 验结果拟合得到的非线性指数^[19]。

$$a_{\rm c1} = Fg/W \tag{16}$$

由式(9)~(16)得到的加速度 *a*_{c1} 是地下水位与 坡体位移相联系的一种量纲分析方式下的标称加速 度。坡体表面位移 *s* 关于时间 *t* 的加速度 *a*_{c2} 可表示 为

$$a_{c2} = \frac{\mathrm{d}^2 s}{\mathrm{d}t^2} \tag{17}$$

根据假设条件,可以在*a*_{c1}与*a*_{c2}之间建立联系。 4.2 根据力学模型转化后的向量自回归模型样本

建模样本数据的采集需根据工程经验确定,即 根据具体的工程时间影响范围确定样本间隔期和数 量。在研究受水文地质因素影响的滑坡时,一般需 初步判断坡体位移相对于地下水位变化的滞后期长 度,数据选择的时间范围需大于滞后期长度,其中 至少需包含1次相关数据的显著波动变化,以满足 数据计算时对相关性的需求。

根据本工程情况,对 SK41 监测孔及其附近的 位移监测桩,取 1999 年 9 月 30 日~10 月 25 日共 26 d 时间内测得的随时间*t* 变化的边坡位移 *s*(*t*) 与 地下水位 *h*_w(*t*)(共 26 组数据)进行分析,监测值如 图 4 所示。

根据图 1 所示 SK41 水位监测孔处地质资料及 土工试验测定, SK41 监测孔所处土条分析参数见 表 1。



图 4 地下水位与表面位移监测值(1999年)



表1 SK41 孔所处土条分析参数

 Table 1
 Analysis parameters of slice containing monitoring bore hole SK41

| <i>c' </i> kPa | φ' / (°) | A | λ | α | S _r / % | n/ % | β/ (°) | <i>H</i> / m | $d_{\rm s}$ | $\gamma_{\rm w}$ / (kN • m ⁻³) |
|--------------------|-------------|----|-----|-----|-----------------------|---------|-----------|-----------------|-------------|--|
| 26 | 10 | 80 | 0.4 | 3.4 | 20 | 30 | 15 | 13 | 1.8 | 9.8 |

对样本数据的预处理包括:

(1) 根据表 1,将地下水位监测值 h_w(t)折算为 m(t),并根据式(9)~(16)计算得到 t 时刻的标称加 速度,表示为 a_{cl}(t)。 h_w 在数据变化范围内对应的 a_{cl}的值如图 5 所示。



Fig.5 Functional relation between a_{c1} and h_w

(2) 根据式(17),根据监测周期离散化处理将位 移监测值 *s*(*t*) 为在 *t* 时刻的实际加速度 *a*_s(*t*) 。

经过预处理后的 $a_{c1}(t) 与 a_{c2}(t)$ 随时间变化如图 6 所示。



由图6可知:

(1)因实际地质条件的不均匀性,尤其因地下 水位监测钻孔在施工时造成周围土体的扰动,钻孔 周围土体形成了充分发育的裂隙和渗流管网^[20-21], 监测到的地下水位信息并不能精确地反映土体压力 水头的真实情况。

(2) *a*_{c1}(*t*) 与 *h*_w(*t*) 变化状态近似线性关系(见图 5)。实测得到的*a*_{c2}(*t*) 反映在水位下降段并不与 *a*_{c1}(*t*) 直接相关,且比*a*_{c1}(*t*) 先达到负值。这是由于 滑动面土体的透水性优于上部岩土体,富水性较 差,当地下水补给压不足时滑面强度已有所恢复。 但地下水在消散过程中,残余的滞水对滑面强度仍 有影响,因此*a*_{c2}(*t*) 为负时保持平稳。

(3) 2 组数据在上升阶段的趋势具有一致性,且 $a_{c2}(t)$ 滞后于 $a_{c1}(t)$ 一定时间。由此利用商业统计软件 SPSS 计算 2 组数据的积差相关系数,假设 $a_{c2}(t)$ 相对于 $a_{c1}(t)$ 的滞后期为 τ ,则两者的积差相关系数 $r(\tau)$ 随 τ 的变化如图 7 所示。



Fig.7 Moment correlation coefficient between $a_{c1}(t)$ and $a_{c2}(t)$ changing with τ

由图 7 可知,滞后期 τ 为 0~2 d 范围内的坡体 位移与地下水位变化的相关性比其余滞后阶段更为 显著。由式(16)~(17)可知, $a_{c1}(t)$ 由地下水位 $h_w(t)$ 决定,而 $a_{c2}(t)$ 由监测位移s(t)决定,表明先期地下 水位 $h_w(t-\tau)$ 对当前坡体表面位移s(t)有显著影 响。由此可根据地下水位信息预报滑坡位移的发展 趋势。

在时间序列建模分析中,考虑地下水位对位移的影响关系,应以 $a_{c1}(t)$ 作为自变量, $a_{c2}(t)$ 作为受 $a_{c1}(t)$ 影响而变化的因变量进行分析。

4.3 滑坡地下水位与位移的向量自回归模型计算

模型分析的目的是考察 $a_{c1}(t)$ 对 $a_{c2}(t)$ 的影响, 以 1999 年 9 月 30 日~10 月 24 日的 $a_{c2}(t)$ 和 10 月 1 日~25 日的 $a_{c1}(t)$ 共 25 组数据进行建模分析,以 检验其对滑坡加速度实测值的拟合程度的影响。根 据式(2)~(8),得到建立模型的最优影响阶数 n =3,与图 7 所示的结果相近。进一步计算得出各滞 后期对当前位移速率数据的影响系数,如表 2 所示。

表 2 向量自回归模型各影响系数

| Table 2 | Influence coefficients | of vector au | to-regression | model |
|---------|------------------------|--------------|---------------|-------|
| 10010 - | | or reever as | | |

| 滞后期τ/d | a_{c2} 影响系数 $\varphi_{22}(\tau)$ | $a_{_{c1}}$ 影响系数 $\varphi_{12}(\tau)$ |
|--------|------------------------------------|---------------------------------------|
| 0 | - | -0.017 1 |
| 1 | 0.354 9 | 0.547 0 |
| 2 | -0.189 2 | -0.509 0 |
| 3 | -0.012 1 | - |

由表 2 可知,各滞后期的 $a_{c1}(t)$ 对当前 $a_{c2}(t)$ 的 影响不同。总体而言,滞后期 $\tau = 1 \sim 2$ d 时的影响 系数远大于 $\tau = 0$ 时的影响系数,即当前表面监测位 移 s(t) 受同期地下水位 $h_w(t)$ 影响程度低于 $1 \sim 2$ d 前地下水位 $h_w(t)$ 对其产生的影响。根据表 2 计算得 到的 $a'_{c2}(t)$ 与实测值 $a_{c2}(t)$ 的对比,换算成位移后对 应的 s'(t) 与 s(t) 的对比如图 8 所示。



图 8 模型计算值与实测值对比(1999年)

Fig.8 Comparison between model values and measure values (in 1999)

根据图 8 所示计算结果,可得到以下结论:

(1) 根据 VAR 模型计算得到的各期加速度 a'_{c2}(t)在 1999 年 10 月 17 日以前与 a_{c2}(t)的模拟误 差较小,表明 VAR 模型适用于此类情况的分析。

(2) VAR 模型计算结果对实测加速度峰值滞后 1999 年于水位计算加速度的峰值情况能较准确地 描述(如 10 月 13 日的 a'_{c2}(t) 相对于 10 月 12 日的 a_{c1}(t)),反映了实际工程中坡体位移发展滞后于水 文指标变化的特征。

(3) 1999 年 10 月 18 日后, a'_{c2}(t) 相对于 a_{c2}(t) 有 一定误差, 并且换算为位移值 s'(t) 后, 相对于 s(t) 的 累计误差有增大趋势。在此阶段, a_{c1}(t) 已处于负值, 与 a_{c2}(t) 相关性降低, 因此已不适用于原模型。在 地下水位长期下降过程中, 滑坡的稳定性处于恢复

4.4 滑坡的向量自回归模型应用判据

对受复杂因素控制的滑坡应用向量自回归模型 受一定条件的限制:

(1)代表不同因素的数据序列间可能存在非线 性关系,需要在其中根据力学模型建立联系,使转 化后的各因素间量纲一致。

(2) 若转换后的坡体位移滞后于某类环境因素 的变化并与其呈一定的相关性,表明该环境因素应 作为滑坡治理的重点对象。

(3) 建模数据中可能出现环境因素与坡体位移 相关性较低的部分,导致模型计算结果产生偏差。 而降低环境因素与坡体位移的相关性正是滑坡治理 的目的,使环境因素的变化不再明显影响坡体位移 的发展。反之,若滑体位移继续发展且与环境因素 相关度低,表明滑坡已处于临滑状态,需加强治理 并采取预警。

5 滑坡的向量自回归模型预测

5.1 预测条件概述

利用已建立的向量自回归模型可以对将要发生的数据进行预测。预测的精度主要取决于2个方面:

(1)预测期长度。对于时间序列模型而言,在 预测期数据不产生极端变化的前提下,一般预测期 长度不能大于建模样本数据长度。

(2)环境影响因素的数量。对于时间序列模型 而言,引发模型预测失效的主要原因是预测期内模 型自身的稳定性受各种因素影响而产生的突变^[22]。 受复杂因素控制的滑体模型误差由各种环境因素的 变化超出样本容错范围导致。因此,在复杂系统中 运用时间序列方法进行预测时,不能仅采用坡体位 移指标进行单一参照,还需要引入多种特征因素进 行对比分析,从而判断各个影响因素的重要性,使 预测的可靠度更高。

5.2 向量自回归模型与神经网络模型预测结果比较

根据表 2 中的模型参数,利用 1999 年 10 月 23~ 25 日的 $a_{c2}(t)$ 以及 10 月 24 日~11 月 9 日的 $a_{c1}(t)$, 对 10 月 26 日~11 月 9 日共 15 d 的 $a_{c2}(t)$ 采用 VAR 模型预测得到 $a'_{c2}(t)$,并以 BP 神经网络模型的预测 结果 $a''_{c2}(t)$ 作为对比。各预测值与实测 $a_{c2}(t)$ 的对比 及换算为位移后对应的s'(t),s''(t)与s(t)的对比如 图 9 所示。



rig.9 Comparison between model prediction values and measure values(in 1999)

根据图9的计算结果,可得以下结论:

(1) 对比 VAR 模型与 BP 神经网络模型得出 $a_{c2}(t)$ 的预测值可知, VAR 模型的预测值 $a'_{c2}(t)$ 在精 度上高于 BP 神经网络模型的预测值 $a''_{c2}(t)$ 。

(2) VAR 模型的预测结果体现了位移加速度变 化滞后于地下水位变化的现象,表现在 10 月 29 日 *a*'_{c2}(*t*) 的峰值滞后于 10 月 28 日 *a*_{c1}(*t*) 的峰值;11 月 5 日 *a*'_{c2}(*t*) 达到的峰值滞后于 11 月 4 日 *a*_{c1}(*t*) 达到的 峰值,与实测结果接近。而 BP 神经网络模型的计 算结果并未体现滞后效应,表明其对存在时间关系 的数据系列适用度低于 VAR 模型。

5.3 向量自回归模型分析预测

为进一步检验 VAR 模型对该滑坡的适用程度, 以水位监测孔 SK39 及其附近地表位移监测值为 例,利用 1999 年 10 月 1~20 日的位移监测资料与 10 月 2~21 日的地下水位监测资料,采用 VAR 模型 进行分析。SK39 孔所在高程较低(见图 1),处于边 坡的汇水区,滑动面更深,且受灌溉影响,水文地 质条件比 SK41 孔环境更复杂。根据该土条所处地 形环境及土工试验结果,SK39 孔所处土条参数如 表 3 取值。

表 3 SK39 孔所处土条分析参数

Table 3 Analysis parameters of slice containing monitoring bore hole SK39

| | - | | | | | | | | | |
|--------------------|-------------|----|-----|-----|-----------------------|---------|-----------|-----------------|-------------|--|
| <i>c' /</i> kPa | φ' / (°) | A | λ | α | S _r / % | n/ % | β/ (°) | <i>H</i> / m | $d_{\rm s}$ | $\gamma_{\rm w}$ / (kN • m ⁻³) |
| 36 | 20 | 80 | 0.4 | 3.4 | 20 | 10 | 28 | 22 | 2.7 | 9.8 |

根据 SK39 监测数据,利用式(2)~(9)计算得到

VAR 模型的最优影响阶数 *n* = 5。各滞后期影响系数如表 4 所示。

| | | e |
|---------|------------------------------------|------------------------------------|
| 滞后期 t/d | a_{c2} 影响系数 $\varphi_{22}(\tau)$ | a_{cl} 影响系数 $\varphi_{l2}(\tau)$ |
| 0 | - | -0.2204 |
| 1 | 0.183 1 | 0.875 1 |
| 2 | -0.265 5 | -0.324 1 |
| 3 | -0.046 1 | -0.179 7 |
| 4 | -0.137 7 | -0.421 3 |
| 5 | 0.039 6 | - |

表 4 向量自回归模型各影响系数 Table 4 Influence coefficients of vector auto-regression model

由表 4 可知, SK39 孔所在土条的 $a_{c2}(t)$ 相对 $a_{c1}(t)$ 的滞后期 $\tau = 1 \sim 2$ d。采用拟合的 VAR 模型以 及 1999 年 10 月 22 日~11 月 4 日的地下水位值对 同期的位移加速度进行预测,如图 10 所示。







由图 10 可知, VAR 模型的预测值与实测值比 较接近,同时也准确反映了边坡位移变化滞后于地 下水位的情况。对滞后期的准确判断将有利于灾害 发生前确定有效预警期限并制定合理的疏散计划与 减灾方案。

5.4 滑坡的向量自回归模型预测适用范围

基于力学模型假定与实测数据构建的 VAR 模型,在应用时需要注意以下 2 点:

(1) 地下水位如出露于地表,原模型条件中的 假定条件不成立,则预测模型不再适用。此后需要 更新监测数据库,建立新的预测模型。

(2) 地下水位低于滑动面,则不适用于物理模

型假设,原模型计算结果偏于保守。考虑到此类情况对滑坡安全影响轻微,可以保持原模型。

6 结 论

松散堆积体边坡一般地形坡度较平缓、植被发 育,若被开发利用,受通视条件差或人为因素的影 响,进行长期、有效且经济的地表位移监测时面临 许多问题。而地下水位监测则相对容易,且地下水 位变化一般先于地表位移变化,基于地下水位监测 的滑坡预测技术将有广泛的应用前景。通过上述研 究得出以下主要结论:

(1) 对松散堆积体滑坡体进行监测时,通过对地下水位进行监测,并分析其与坡体表面位移变化之间的关系,可以作为预报工作的重要组成部分。 根据力学模型,使以地下水位得到的土条加速度与实测位移得到的加速度量纲一致,进而将二者在向量自回归模型中进行分析。该方法既能使地下水位与位移在力学机制层面建立联系,又能消除常规统计模型中因多种因素存在非线性关系而产生的偏差。

(2)因坡体中裂隙及土质条件的分布不均,一 般难以根据地下水位监测值直接判断土体实际受到 的压力水头作用。利用向量自回归模型进行模拟, 可以克服确定性模型中边界条件难以确定的问题。

(3)利用向量自回归模型建立了地下水位与坡 体表面位移的联系,可判断出坡体位移相对地下水 位变化的滞后时间。利用已建立的模型能根据地下 水位信息预测坡体位移的发展,预测结果优于 BP 神经网络模型的计算结果。

(4) 本文通过对上三高速公路 6[#]滑坡 SK39 与 SK41 两个监测点位的数据进行建模分析预测,得 到的预测结果与实测值较为接近。在其他工程应用 中,可根据滑坡对环境因素的响应特点,构建位移 与影响位移的环境因素间的时序模型,并根据不同 工程的要求采集相应时间尺度的数据进行分析,布 置滑坡的中、短期及临滑预警系统。根据模型影响 系数特征,可指导滑坡防治工程针对相关度高的环 境影响因素开展。

参考文献(References):

 SU M B, CHEN I H, LIAO C H. Using TDR cables and GPS for landslide monitoring in high mountain area[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2009, 135(8): 1113 - 1121.

- [2] 吴李泉,张 锋,凌贤长,等.强降雨条件下浙江武义平头村山体 高边坡稳定性分析[J]. 岩石力学与工程学报,2009,28(6):1193-1199.(WU Liquan, ZHANG Feng, LING Xianzhang, et al. Stability analysis of high slope subjected to heavy rainfall in Pingtou Village of Wuyi County, Zhejiang Province[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2009, 28(6): 1193-1199.(in Chinese))
- [3] APIP K, TAKARA Y. YAMASHIKI, et al. A distributed hydrologicalgeotechnical model using satellite-derived rainfall estimates for shallow landslide prediction system at a catchment scale[J]. Landslides, 2010, 7(3): 237 - 258.
- [4] LING H I, WU M H, LESHCHINSKY D, et al. Centrifuge modeling of slope instability[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2009, 135(6): 758 - 767.
- [5] CASCINI L, CALVELLO M, GRIMALDI G M. Groundwater modeling for the analysis of active slow-moving landslides[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2010, 136(9): 1 220 - 1 230.
- [6] UCHIDA T. Clarifying the role of pipe flow on shallow landslide initiation[J]. Hydrological Processes, 2004, 18(2): 375 - 378.
- [7] 霍再林,冯绍元,康绍忠,等. 神经网络与地下水流动数值模型在 干旱内陆区地下水位变化分析中的应用[J]. 水利学报,2009, 40(6):724 - 728.(HUO Zailin, FENG Shaoyuan, KANG Shaozhong, et al. Application of ANN and FEFLOW model to simulate groundwater level variation in arid inland area[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2009, 40(6): 724 - 728.(in Chinese))
- [8] 赖道平,吴中如,周 红. 分形学在大坝安全监测资料分析中的应用[J]. 水利学报,2004,35(1):100-104.(LAI Daoping, WU Zhongru, ZHOU Hong. Application of fractal theory to analyze dam safety monitoring data[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2004, 35(1):100-104.(in Chinese))
- [9] 张 勇,关 伟. 基于最大 Lyapunov 指数的多变量混沌时间序列 预测[J]. 物理学报, 2009, 58(2): 756 - 763.(ZHANG Yong, GUAN Wei. Predication of multivariable chaotic time series based on maximal Lyapunov exponent[J]. Acta Physica Sinica, 2009, 58(2): 756 - 763.(in Chinese))
- [10] 陈 剑,杨志法,李 晓. 三峡库区滑坡发生概率与降水条件的关系[J]. 岩石力学与工程学报,2005,24(17):3052-3056.(CHEN Jian,YANG Zhifa,LI Xiao. Relationship between landslide probability and rainfall in Three Gorges Reservoir area[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(17): 3052-3056.(in Chinese))
- [11] 丛威青,潘 懋,李铁锋,等. 降雨型泥石流临界雨量定量分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2006, 25(增 1): 2 808 - 2 812.(CONG Weiqing, PAN Mao, LI Tiefeng, et al. Quantitative analysis of critical rainfall-triggered debris flows[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2006, 25(Supp.1): 2 808 - 2 812.(in Chinese))
- [12] 杨永波,刘明贵,岳向红,等.基于灰色理论和神经网络的边坡位

移预测[J]. 自然灾害学报, 2008, 17(2): 138 - 143.(YANG Yongbo, LIU Minggui, YUE Xianghong, et al. Prediction of slope displacement based on gray model and neural network[J]. Journal of Natural Disasters, 2008, 17(2): 138 - 143.(in Chinese))

- [13] 贺可强,王荣鲁,李新志,等. 堆积层滑坡的地下水加卸载动力作 用规律及其位移动力学预测——以三峡库区八字门滑坡分析为 例[J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(8): 1 644 - 1 651.(HE Keqiang, WANG Ronglu, LI Xinzhi, et al. Load-unload dynamic law of groundwater level and dynamic displacement prediction of debris landslide—a case study of Bazimen landslide in Three Gorges Reservoir[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2008, 27(8): 1 644 - 1 651.(in Chinese)).
- [14] 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 Feng, WANG Yang, DU Juan, 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))
- [15] 杨位软,顾 岚. 时间序列分析与动态数据建模[M]. 北京:北京 理工大学出版社, 1988: 100 - 327.(YANG Weiqin, GU Lan. Time series analysis and dynamic data model[M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 1988: 100 - 327.(in Chinese))
- [16] 高铁梅. 计量经济分析方法与建模: EViews 应用及实例[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006: 130 - 133, 249 - 263.(GAO Tiemei. Econometric method and modeling: application and examples of Eviews[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006: 130 - 133, 249 - 263.(in Chinese))
- [17] 孙红月,尚岳全.浙江上三公路 6[#]滑坡的地下水作用与控制[J]. 岩 石力学与工程学报,2006,25(3):505 - 510.(SUN Hongyue, SHANG Yuequan. Groundwater effect on landslide and its control along Shangyu—Sanmen Highway in Zhejiang Province[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2006, 25(3): 505 - 510.(in Chinese))
- [18] FREDLUND D G, XING A, FREDLUND M D, et al. The relationship of the unsaturated soil shear strength to the soil-water characteristic curve[J]. Canadian Geotechnical Journal, 1996, 33(3): 440 - 448.
- [19] MONTRASIO L, VALENTINO R. A model for triggering mechanisms of shallow landslides[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2008, 8(5): 1 149 - 1 159.
- [20] POWRIE W. Contributions to géotechnique 1948 2008: groundwater[J]. Géotechnique, 2008, 58(5): 435 - 439.
- [21] GHIASSIAN H, GHAREH S. Stability of sandy slopes under seepage conditions[J]. Landslides, 2008, 5(4): 397 - 406.
- [22] 杨忠平,卢文喜,李 平.时间序列模型在吉林西部地下水动态变 化预测中的应用[J]. 水利学报, 2005, 36(12): 1 475 - 1 479.(YANG Zhongping, LU Wenxi, LI Ping. Application of time-series model to predict groundwater regime[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2005, 36(12): 1 475 - 1 479.(in Chinese))