

王卫东, 瞿霞, 刘攀, 等. 基于最优权重联合模型的滑坡位移预测研究[J]. 灾害学, 2018, 33(1): 59–64. [WANG Weidong, QU Xia, LIU Pan, et al. Prediction on Landslide Displacement Using a Combination Model with Optimal Weight[J]. Journal of Catastrophology, 2018, 33(1): 59–64. doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2018.01.012.]

基于最优权重联合模型的滑坡位移预测研究*

王卫东^{1,2}, 瞿霞¹, 刘攀¹, 谭捍华³, 许湘华⁴

(1. 中南大学 土木工程学院, 湖南 长沙 410075; 2. 中南大学 重载铁路工程结构教育部重点实验室, 湖南 长沙 410075; 3. 贵州省质安交通工程监控检测中心有限责任公司, 贵州 贵阳 500022; 4. 贵州省航务管理局, 贵州 贵阳 500022)

摘要:在对联合预测模型的权重研究基础上, 依托沪瑞高速公路贵州段晴隆滑坡的监测资料, 首先建立了该滑坡位移预测的3个非线性预测模型: 支持向量机模型、指数平滑模型、GM(1, 1)模型; 根据各模型训练结果, 然后引入准确性矩阵, 得到各单模型的权重, 建立多模型联合预测模型, 解决多模型预测结果取舍和可靠性评判问题。将联合模型与各单一模型的预测结果对比分析得出: 联合模型的预测精度高于任何单一模型的预测精度。因此, 运用最优权重联合模型能有效地提高滑坡预测预报精度。

关键词: 滑坡; 位移预测; 最优权重联合模型; 晴隆滑坡; 贵州

中图分类号: P642.22; X43 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-811X(2018)01-0059-06
doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2018.01.012

滑坡是一种频发的地质灾害, 不仅破坏当地的资源和环境, 还严重威胁人类生命财产安全。我国西部地区地质构造活动强烈, 地质灾害种类繁多, 滑坡尤为严重^[1]。据统计, 我国平均每年有700~900人因滑坡灾害而丧生, 直接经济损失数千亿元^[2]。为有效的降低滑坡带来的灾难性, 对滑坡位移进行监控预测尤为重要。由于滑坡是非常复杂的非线性动力系统, 伴随着许多不确定性因素, 对滑坡进行精确预报一直是滑坡研究领域的重点、难点内容^[3-4]。

滑坡预报最早由斋藤基于蠕变原理提出, 随后国内外学者对其开展了深入研究, 预测方法得到逐渐改进。滑坡预测主要模型可分为三大类: 确定性模型, 统计模型和非线性模型。指数平滑模型、灰色模型、Verhulst模型等都能根据监测数据较好地预测滑坡变形情况^[5-10]。计算智能技术如: 自回归算法、人工神经网络、支持向量机(SVM), 高斯过程回归等在滑坡位移预测方面也得到了很好的应用, 并且更适用于非波动的滑坡位移序列分析预测^[11-12]。

多数研究是基于单个模型开展的, 但每个模型都有一定限制条件。为综合利用各模型的优势, 少数学者对滑坡位移开展了多模型联合预测, 例如GM(1, 1)-BP模型^[13], PSO-SVM模型^[14], 多模型综合预测^[15], GA-LSSVM模型^[16], 线性组合模型^[17]等都表明联合模型在大多数情况下能提高预测的准确性。

在多模型联合预测中, 各模型的权重确定是难点内容。本文以晴隆滑坡为依托, 根据监测数据, 对选取的3个模型进行训练, 引入准确性矩阵, 充分利用各单个模型的信息, 计算出各单个模型的权重, 建立联合预测模型, 对滑坡位移进行预测。

1 预测模型分析

1.1 支持向量机

支持向量机是V. Vapnik等人于1995年提出的一种新的机器学习方法, 它是建立在统计学习理论和结构风险最小原理基础上的, 能较好地解决小样本、高维数和局部极小点等实际问题, 被视为较好的替代人工神经网络的算法。SVM的主要思想是:

给定一组独立同分布的训练样本(n 为样本数) $\{(x_i, y_i) | x_i \in R, y_i \in R, i = 1, 2, \dots, n\}$, 以及线性函数 $f(x) = w \cdot x + b$, 选择权向量 W 和阈值 b , 以最优化式(1)来规划问题。

$$\left. \begin{aligned} \min_{w, b, \xi, \xi^*} & \left[\frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right]; \\ \text{s. t.} & \\ & w \cdot x_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i; \\ & y_i - (w \cdot x_i + b) \leq \varepsilon + \xi_i^*; \\ & \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, n_o \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: c 表示惩罚因子, 表示在精度 ε 下的惩罚水平, ξ_i 、 ξ_i^* 为松弛变量。利用拉格朗日乘子法, 推导出对应的对偶问题:

$$\left. \begin{aligned} \max & \left[-\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (a_i^* - a_i)(a_j^* - a_j)(x_i \cdot x_j) - \right. \\ & \left. \sum_{i=1}^n (a_i^* - a_i)y_i + \varepsilon \sum_{i=1}^n (a_i^* + a_i) \right]; \\ \text{s. t.} & \\ & \sum_{i=1}^n (a_i^* - a_i) = 0; \\ & 0 \leq a_i^*, a_i \leq C, i = 1, 2, \dots, n_o \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

* 收稿日期: 2017-05-29

修回日期: 2017-07-25

基金项目: 国家自然科学基金项目“铁路选线地质灾害时空危险性评估理论与方法研究”(51478483)

第一作者简介: 王卫东(1971-), 男, 江西上饶人, 教授, 研究地质灾害危险性评估与预测. E-mail: 147745@163.com

最终,可以得到回归函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) (x_i \cdot x) + b_0. \quad (3)$$

对于非线性问题,我们则需要引进一个变换 $\varphi(x)$ 将训练数据映射到一个高维空间,把原空间的非线性回归转换成高维空间的线性回归。在支持向量机中可以通过核函数 $K(x_i, x_j)$ 来实现这一转换,因此可以得到非线性回归函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) K(x_i, x) + b_0. \quad (4)$$

核函数方法中只考虑高维特征空间的点积运算 $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$, 而不是直接使用函数 φ , 从而巧妙地解决了因映射函数 φ 的未知而使 w 无法以显式表达的问题。本文中使用的几种核函数如下所示。

线性核函数:

$$K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j. \quad (5)$$

多项式核函数:

$$K(x_i, x_j) = [(x_i, x_j) + 1]^q. \quad (6)$$

RBF 核函数:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left\{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right\}. \quad (7)$$

1.2 指数平滑模型

指数平滑模型其基本原理就是对历史数据进行修匀来提取原始序列中的基本模式和随机波动性,消除原始序列中的极大值和极小值,获得反应主要发展趋势的平滑值并作为未来时刻的预测值。滑坡变形是一个具有非线性增长趋势特性的时间序列,二次指数平滑法适用于趋势特性的时间序列数据,因此本文采用二次指数平滑法。该方法计算过程简单,预测时所需观测值不多,且能够对实际变化较迅速做出反应。计算过程如下。

第 t 期的一次指数平滑值:

$$S_t^1 = ax_t + (1-a)S_{t-1}^1. \quad (8)$$

第 t 期的二次指数平滑值:

$$S_t^2 = aS_t^1 + (1-a)S_{t-1}^2. \quad (9)$$

式中: x_{t-1} 为 t 时刻前一期的实际位移值, S_t^1 、 S_t^2 分别 t 期 1~2 次指数平滑值。 S_{t-1}^1 、 S_{t-1}^2 分别 $t-1$ 期 1~2 次指数平滑值, a 为平滑系数,取值范围为 0~1。

二次指数平滑法预测模型为:

$$F_{t+T} = a_t + b_t T; \quad (10)$$

$$a_t = 2S_t^1 - S_t^2; \quad (11)$$

$$b_t = a(S_t^1 - S_t^2)/(1-a); \quad (12)$$

式中: T 为预测超前期数, F_{t+T} 为 $t+T$ 期的滑坡累计位移预测值。 a_t 、 b_t 为第 T 期数据的参数。本文取初始值 $S_1^1 - S_1^2 = x_1$, 通过 matlab 编程,对每次求得的误差进行比较,选取使平均相对误差达到最小的平滑系数 a 。通过不断调整 a 的取值,最终获得最佳预测序列。

1.3 GM(1, 1) 模型

灰色系统理论是由邓聚龙教授于 1987 年提出的一种旨在解决信息不完整系统的数学方法。他是一种研究少数据、贫信息、不确定性问题的方法。灰色理论中的处理方式是:通过一系列的变换处理,使原本无序的数据序列转化为有章可循的数据序列,建立预测模型,然后通过有规律

的数据序列进行分析得到与之对应的原始数据序列的变化规律,其计算过程如下所示。

假设已知原始数据序列 $X^{(0)} = \{X^{(0)}(1), X^{(0)}(2), \dots, X^{(0)}(n)\}$ 为非负的,将原始数据序列作一次累加生成,得到新的数据序列:

$$X^{(1)} = \{X^{(1)}(1), X^{(1)}(2), \dots, X^{(1)}(n)\}. \quad (13)$$

预测模型所对应的微分方程为:

$$\frac{dX^{(1)}(t)}{dt} + aX^{(1)}(t) = b_0. \quad (14)$$

式中: a 、 b 为待估参数。

$$\begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} (B^T Y). \quad (15)$$

式中:

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(X^{(1)}(1) + X^{(1)}(2)) & 1 \\ -\frac{1}{2}(X^{(1)}(1) + X^{(1)}(2)) & 1 \\ \dots & \dots \\ -\frac{1}{2}(X^{(1)}(n-1) + X^{(1)}(n)) & 1 \end{bmatrix}; \quad (16)$$

$$Y = [X^{(0)}(2), X^{(0)}(3), \dots, X^{(0)}(n)]^T. \quad (17)$$

按最小二乘法,求解一阶微分方程得:

$$\hat{X}^{(1)}(k) = \left[X^{(0)}(1) - \frac{\hat{b}}{\hat{a}} \right] e^{-\hat{a}(k-1)} + \frac{\hat{b}}{\hat{a}};$$

$$\hat{X}^{(1)}(1) = X^{(0)}(1). \quad (18)$$

式中: $(k=2, 3, \dots, n, n+1, \dots, n+m)$, 其中 $(k=n+1, \dots, n+m)$ 为灰色预测序列,预测个数 m 可根据实际需要确定。

将 $\hat{X}^{(1)}$ 累减还原为数据 $\hat{X}^{(1)}(k)$

$$\hat{X}^{(0)}(k) = \hat{X}^{(1)}(k) - \hat{X}^{(1)}(k-1). \quad (19)$$

$\hat{X}^{(1)}$ 即是当 $(k=2, \dots, n, n+1, n+m)$ 时用灰色预测模型得到了位移预测值。

1.4 最优权重联合模型

由于滑坡的复杂性以及预报模型和方法的局限性,简单地利用单一的滑坡预测预报模型准确地预报滑坡位移还很困难。为了提高滑坡预报的准确度,引入多模型联合预报方法,用于取舍或评判多个位移预测结果。即以滑坡的监测资料为依据,通过监测点的选取、监测信息的处理和变形阶段的判别,选择多个与所预报滑坡相适宜的预测预报模型,对滑坡的位移进行预测预报,并对多个模型的预报结果进行综合评判,最终得到多模型联合预报结果。该方法主要步骤如下所示。

(1) 对于某一滑坡监测点的实测位移时间序列 (设含有 n 对监测值):

$$(T_1, D_1), (T_2, D_2), \dots, (T_i, D_i), \dots, (T_n, D_n).$$

式中: D_i 表示 T_i 时刻的实际监测位移值, $i=1, 2, \dots, n$ 。

(2) 选用 m 个位移预测模型,可得 n 对预测位移值:

$$(T_1, D'_{1j}), (T_2, D'_{2j}), \dots, (T_i, D'_{ij}), \dots, (T_n, D'_{nj}).$$

式中: D'_{ij} 表示 T_i 时刻,第 j 个模型计算得到的预测位移值, $i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m$ 。

(3) 计算预测模型准确性矩阵。

预测位移值与实测位移值的相对误差可表示

为: $D'_{ij} - D_i$ 。

令 $P = (p_{ij})_{n \times m}$, 其中:

$$p_{ij} = \frac{1}{1 + (D'_{ij} - D_i)^2} \quad (20)$$

显然 p_{ij} 越小, 则 $(D'_{ij} - D_i)^2$ 越大, 表明模型的预测值与实测值的相差较大; 反之 p_{ij} 越大, 则 $(D'_{ij} - D_i)^2$ 越小, 即模型的预测值与实测值的相差较小。如果 $D'_{ij} = D_i$, 则 p_{ij} 取得最大值 1。所以, p_{ij} 可以作为位移预测值准确程度的度量, 称 P 为预测模型的准确性矩阵。

(4) 计算预测值准确性权重。

令 $E = (1, 1, \dots, 1)_{1 \times n}$, 计算 $W' = E \cdot P$, 并将 W' 归一化, 得到 $W = (\omega_i)_{1 \times m}$, 称 W 为模型预测值权重矩阵。

(5) 计算多模型联合预测位移值。

用 m 个预测模型对监测点的最终位移值进行预测, 可以得到 m 个位移预测结果 (R_1, R_2, \dots, R_m) , 则多模型联合预测位移值 R 按式(21)计算。

$$R = \sum_{i=1}^m \omega_i \times R_i \quad (21)$$

1.5 评价指标

为评价模型的准确性, 我们选用了三个评价指标。它们是平均绝对误差 (MAE)、平均相对误差 (MAPE)、标准差 (RMSE)。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - x'_i|; \quad (22)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - x'_i}{x_i} \right|; \quad (23)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x'_i)^2} \quad (24)$$

式中: x_i, x'_i 分别为真实值和预测值, n 为预测数据个数。

2 案例研究: 晴隆滑坡

晴隆滑坡位于上海至瑞丽高速公路贵州段 YK85+420 ~ +920, 全长 500 m。根据钻探资料及现场调查判断该区域为一古滑坡群, 该滑坡呈南北向展布, 沿主滑方向长 170 ~ 240 m, 东西向宽 500 m, 滑体厚度 5 ~ 29.5 m, 体积约 $1.54 \times 10^6 \text{ m}^3$ (图 1)。在高速公路施工影响下, 古滑坡复活并产生了三个新的滑坡。2005 年 8 月 2 日正式开始对该滑坡进行长期的深部位移监测工作。根据监测资料, 我们以 III# 滑坡为例, 选取 2005 年 8 月 ~ 2007 年 7 月钻孔 JCK2 和 JCK4 监测资料, 进行分析。位移预测前先对监测数据进行小波去噪及等间隔处理, 使数据信号识别度更高、符合模型计算需要。最后选用月平均数据进行训练与预测, 一共有 24 期监测数据, 用 1 ~ 18 期数据对各模型进行训练, 19 ~ 24 期数据进行预测。

2.1 单个模型预测

2.1.1 SVM 模型预测

利用 SVM 模型进行滑坡位移预测, 其核函数选择对预测精度有很大影响。为了选出合适的核函数, 首先以线性核函数、多项式核函数、RBF

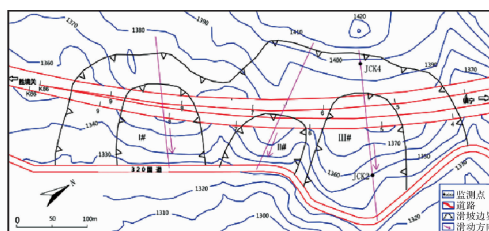


图 1 晴隆滑坡各监测孔布置平面图

核函数分别对监测的位移数据进行拟合, 通过网格搜索法找寻到最优的参数。计算过程利用 LibSVM 与 Matlab 的接口, 在 Matlab 环境下进行。拟合结果见图 2。

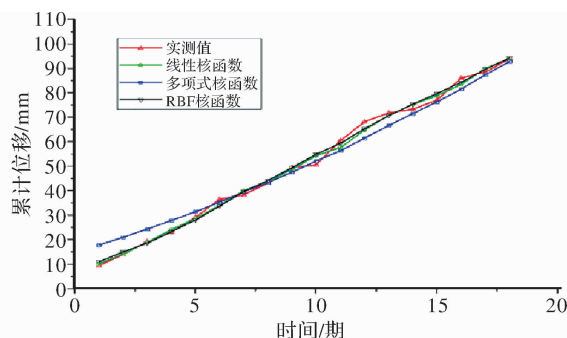


图 2 监测值与不同核函数拟合曲线

根据式(22) ~ 式(24), 不同核函数拟合的标准差 (RMSE) 如表 1 所示:

表 1 不同核函数拟合精度比较

	线性核函数	多项式核函数	RBF 核函数
RMSE/mm	1.882	4.091	1.849

从图 2 中可以看出, 线性核函数、多项式核函数、RBF 核函数的拟合值与监测值都非常接近。通过表 1 可以看出, RBF 核函数的均方根误差 1.849 比线性核函数 1.882 和多项式核函数 4.091 的都要小, 说明线性核函数的拟合效果要好。为进一步确保所选的核函数的最适合的, 还可以采用相关系数 RI 来进行评判。 RI 取值范围为 0 ~ 1, 越接近 1 表明拟合值与实际值越接近, 拟合效果越好。通过计算得到线性核函数、多项式核函数、RBF 核函数进行拟合时的 RI 值分别为 0.953, 0.956, 0.992。显然, RBF 核函数对该滑坡监测数据的拟合效果更好, 故本文中 SVM 模型选择 RBF 核函数进行后期的预测。

2.1.2 指数平滑模型预测

根据指数平滑法计算原理, 对 a 从 0 ~ 1 之间进行试算而得到不同的实验值, 并与监测值对比, 选取标准差 $RMSE$ 最小的 a 值进行计算。通过编程计算, 当 a 从 0 ~ 1 之间取值时, 分别得到各种情况下模型的预测标准差值 ($RMSE$) (表 2)。从表中可以看出, 当 $a = 0.6$ 时, 标准差 $RMSE$ 最小。故后期的预测选用 $a = 0.6$ 进行计算。

表 2 在取不同值时的 RMSE 值

a	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7
RMSE/mm	4.576	3.639	3.318	3.260	3.338

表 3 误差校验等级指标

预测精度等级	优	良	中	合格	不合格
C	<0.25	0.25~0.40	0.40~0.55	0.55~0.70	>0.70

表 4 监测数据与预测模型实验值

时间/期	监测值/mm	预测值/mm		
		SVM 模型	指数平滑模型	GM(1, 1) 模型
1	9.4	10.93		9.4
2	13.95	15.05	9.4	30.16
3	19.23	18.64	14.86	32.34
4	23.03	23.30	21.74	34.67
5	29.26	28.12	26.50	37.17
6	36.63	33.79	33.49	39.84
7	38.41	39.72	41.93	42.72
8	43.21	44.31	43.51	45.79
9	49.65	49.54	47.68	49.10
10	50.65	55.01	54.47	52.63
11	60.56	59.48	55.02	56.43
12	68.19	65.41	65.43	60.50
13	71.94	70.79	74.50	64.86
14	73.39	75.47	78.18	69.53
15	77.13	79.77	78.26	74.54
16	86.19	84.35	81.01	79.92
17	88.59	89.73	90.92	85.68
18	94.01	94.31	93.69	91.85

2.1.3 GM(1, 1)模型预测

根据灰色 GM(1, 1) 计算原理, 通过编程计算出参数 $\hat{b} = 28.4700$, $\hat{a} = -0.0696$, 故由式 (18) ~ 式 (19) 得灰色 GM(1, 1) 模型如下:

$$\hat{X}^{(0)}(k) = 28.13e^{0.0696(k-1)}. \quad (25)$$

根据模型的训练结果计算, GM(1, 1) 模型的精度等级指标 $C = 0.27$. 根据误差校验等级指标 (表 3), 该模型预测精度等级良, 能满足预测精度要求。

将 1~18 期数据代入各单个模型进行训练, 得到实验结果见表 4。根据表 4, 不同的预测模型得到的实验值有所差异, 但是整体上都能反映出监测数据的变化趋势, 在某些点上与监测值非常接近。根据得到的模型进行外推, 可以预测出 19~24 期的滑坡位移值。

2.2 联合模型预测

根据上文中对联合预测模型的计算步骤, 以及单个模型对 1~18 期数据的实验结果, 由式 (20) 可得到各单个模型的准确性矩阵 (表 5)。

根据本文计算各预测模型权重的方法, 得到三个模型所对应的准确性权重如表 6 所示。

根据式 (21), 用最优权重联合模型预测可以得到 19~24 期的滑坡位移值 (表 7, 图 3)。

用上述方法处理 JCK.4 监测点数据, 得到各模型预测值及预测精度 (表 8, 图 4)。

表 5 各预测模型的准确性矩阵

SVM 模型	指数平滑模型	GM(1, 1) 模型
0.2993	1.0000	1.0000
0.4522	0.0461	0.0038
0.7410	0.0498	0.0058
0.9334	0.3765	0.0073
0.4364	0.1160	0.0157
0.1104	0.0920	0.0882
0.3674	0.0749	0.0512
0.4507	0.9184	0.1301
0.9878	0.2058	0.7657
0.0501	0.0641	0.2023
0.4628	0.0316	0.0554
0.1144	0.1159	0.0166
0.4329	0.1326	0.0195
0.1879	0.0418	0.0630
0.1251	0.4384	0.1301
0.2276	0.0359	0.0248
0.4330	0.1550	0.1054
0.9191	0.9057	0.1769

表 6 各预测模型的准确性权重

SVM 模型	指数平滑模型	GM(1, 1) 模型
0.5022	0.3119	0.1859

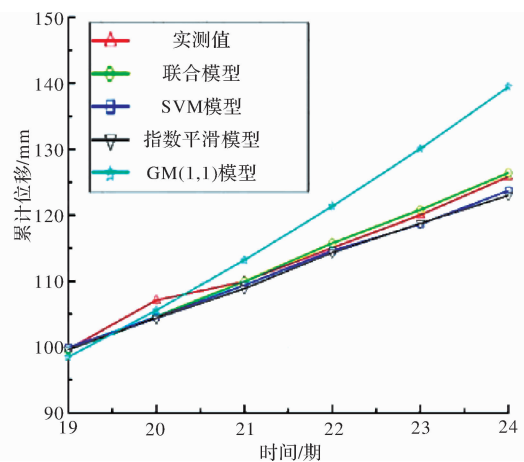


图 3 JCK.2 监测点实际位移与各模型预测曲线

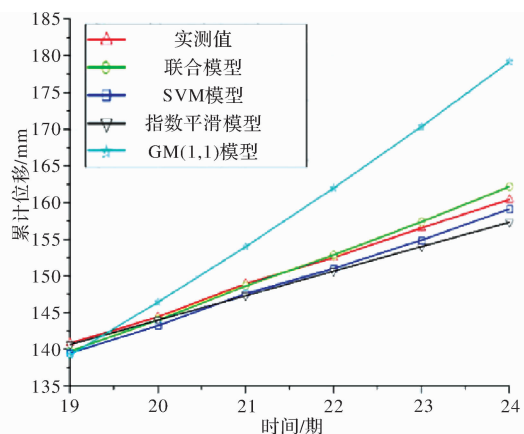


图 4 JCK.4 监测点实际位移与各模型预测曲线

表7 JCK. 2 监测点实际值与各模型预测结果及其预测精度

时间/期	监测值/mm	预测值/mm			
		SVM 模型	指数平滑模型	GM(1, 1) 模型	联合模型
19	99.66	99.93	99.63	98.47	99.56
20	107.10	104.53	104.34	105.57	104.66
21	109.93	109.37	108.87	113.18	109.92
22	115.04	114.60	114.32	121.34	115.76
23	120.01	118.63	118.75	130.08	120.80
24	125.84	123.72	122.98	139.46	126.42
MAE/mm		1.223	1.448	5.993	0.773
MAPE		0.011	0.012	0.050	0.006
RMSE/mm		1.504	1.780	7.537	1.113

表8 JCK. 4 监测点实际值与各模型预测结果及其预测精度

时间/期	监测值/mm	预测值/mm			
		SVM 模型	指数平滑模型	GM(1, 1) 模型	联合模型
19	140.84	139.49	140.66	139.23	139.76
20	145.43	143.23	144.00	146.44	144.00
21	148.96	147.60	147.33	154.02	148.66
22	152.51	151.04	150.67	162.00	152.87
23	156.56	154.90	154.01	170.39	157.39
24	160.44	159.15	157.34	179.22	162.20
MAE/mm		1.388	1.621	8.463	0.793
MAPE		0.009	0.010	0.054	0.005
RMSE/mm		1.396	1.931	10.537	0.944

将单个预测模型及联合预测的结果与监测位移进行比较, 如表7、表8和图3、图4所示。根据图3、图4, 联合模型预测曲线与监测数据更为接近, 其次是SVM模型和指数平滑模型, 与监测数据相差较大的是GM(1, 1)模型。根据表7, 相比单个模型预测(SVM模型、指数平滑模型、GM(1, 1)), 多模型联合预测平均绝对误差(MAE)从1.223、1.448、5.993降到了0.773, 平均相对误差(MAPE)从0.011、0.012、0.050降到了0.006, 标准差(RMSE)从1.504、1.780、7.537降到了1.113。表明联合模型预测精度比任何一个单模型的预测精度高。表8的数据也证实了该结论。因此, 本文提出的最优权重联合模型可以有效的提高滑坡预测的精度, 且操作方便, 具有很强的实用性。

3 结论

本文提出了最优权重联合模型旨在解决单一模型预测精度不高及组合模型预测时权重难以确定的问题。在最大化利用各单个模型信息的基础上, 引入准确性矩阵, 科学合理地获得了各模型权重, 继而组成联合模型, 以提高预测精度。以晴隆滑坡不同监测点的实测资料为例, 证实联合模型位移预测值与实测值最为接近。

从各单个模型准确性权重结果与最后预测误差比较可以看出, 权重越大的模型在对应的预测值与实际值越接近, 误差越小。并且, 单个模型对联合模型的预测精度影响很大。因此, 利用联合预测模型进行滑坡位移预测时, 必须合理选取

单个预测模型。

参考文献:

- [1] WANG Weidong, DU Xianggang, XIE Cuiming. Road landslide information management and forecasting system base on GIS[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2009, 156: 391-406.
- [2] CHEN Zuyu, ZHANG Jianmin, KEN Ho, et al. Landslides and engineered slopes. From the past to the future[C]//Proceedings of the 10th International Symposium on Landslides and Engineered Slopes. Xi'an, China 30 June - 4 July 2008.
- [3] 文宝萍, 李媛, 王兴林, 等. 黄土地区典型滑坡预测预报及建在对策研究[M]. 北京: 地质出版社, 1997.
- [4] 王尚庆, 徐进军, 罗勉. 三峡库区白水河滑坡险情预警方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2009, 34(10): 1218-1221.
- [5] 徐冲, 刘保国, 刘云开, 等. 基于离子群-高斯过程回归耦合算法的滑坡位移时序分析预测智能模型[J]. 岩土力学, 2011, 32(6): 1669-1675.
- [6] 殷坤龙, 陈丽霞, 张桂荣. 区域滑坡地质灾害预测预警与风险评价[J]. 地学前缘, 2007, 14(16): 85-97.
- [7] WANG Feiyue. Comprehensive model for predicting phreatic line of tailings dam using Grey theory and SVM method[J]. Disaster Advances, 2013, 6: 126-134.
- [8] 贺小黑, 王思敬, 肖锐铎, 等. Verhulst 滑坡预测预报模型的改进及其应用[J]. 岩土力学, 2013, 34(S1): 355-364.
- [9] 卢继强, 徐峰. 基于指数平滑法和回归分析的滑坡预报模型研究[J]. 武汉理工大学学报, 2011, 33(10): 88-91.
- [10] 尹光中, 张卫中, 张东明, 等. 基于指数平滑法与回归分析相结合的滑坡预测[J]. 岩土力学, 2007, 28(8): 1725-1728.
- [11] LIU Zaobao, SHAO Jianfu, XU Weiya, et al. Comparison on landslide nonlinear displacement analysis and prediction with computational intelligence approaches[J]. Landslides, 2014, 11(5):

- 889 – 896.
- [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.
- [13] LI Deyang, WANG Yang, CHEN Lixia, et al. Displacement prediction of Bazimen landslide with step – like deformation in the Three Gorges Reservoir[J]. Disaster Advances, 2013, 6: 185 – 191.
- [14] ZHOU Chao, YIN Kunlong, CAO Ying, et al. Application of time series analysis and PSO – SVM model in predicting the Bazimen landslide in the Three Gorges Reservoir, China[J]. Engineering Geology, 2016, 204: 108 – 120.
- [15] 李艳华, 林剑, 龙万学, 等. 基于位移的滑坡临滑时刻多模型综合预测模糊积分方法[J]. 自然灾害学报, 2013, 22(4): 208 – 212.
- [16] CAI Zhenglong, XU Weiya, MENG Yongdong. Prediction of landslide displacement based on GA – LSSVM with multiple factors[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2016, 8(2): 99 – 122.
- [17] LI Xiuzhen, KONG Jiming, WANG Zhenyu. Landslide displacement prediction based on combining method with optimal weight[J]. Natural Hazards, 2012, 61: 635 – 646.

Prediction on Landslide Displacement Using a Combination Model with Optimal Weight

WANG Weidong^{1,2}, QU Xia¹, LIU Pan¹, TAN Hanhua³ and XU Xianghua⁴

(1. School of Civil Engineering and Architecture, Central South University, Changsha 410075, China; 2. Key Laboratory of Heavy Haul Railway Engineering, Ministry of Education, Central South University, Changsha 410075, China; 3. Guizhou Province Quality and Safety Traffic Engineering Monitoring and Inspection Center CO. LTD, Guiyang 500022, China; 4. Navigation Administration of Guizhou Province, Guiyang 500022, China)

Abstract: A comprehensive combination model for predicting landslide displacement is proposed in this context, using the recorded time-series deformation data of Qinglong landslide along Shang-Rui expressway. The elementary displacement prediction is made by the Support Vector Machine (SVM) model, the Exponential Smoothing model, and the GM(1, 1) model. To comprehensively evaluate the results by these models, we combine the results of these models and introduce the accuracy matrix into the evaluation work in order to get optimal weight of each model. A rational prediction result can be attained based on the so-called combination model. The comparison between the prediction results and in-situ measurement shows that the prediction precision of the proposed combination model is satisfactory and it is much higher than the individual models. Therefore, the proposed combination model is feasible and effective on the landslide prediction.

Key words: landslide; displacement prediction; combination model with optimal weight; Qinglong landslide; GuiZhou

(上接第 43 页)

A Discussion on How to Discriminate the Hazard and Watershed Properties of Mountain Torrent and Debris Flow

CHEN Ningsheng¹, LIU Mei^{1,2} and LIU Lihong¹

(1. Key Laboratory of Mountain Hazards and Surface Process, Chengdu Institute of Mountain Hazards and Environment, Chengdu 610041, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: The managements of torrents and debris flow hazards were conducted by two divided ministry in China (i. e. the Ministry of Water Resources and the Ministry of Land and Resources). The properties of disaster determine which ministry should take the responsibility for disaster reduction and prevention strategies. In order to realize the scientific prevention and controls of torrents and debris flow, it is urgent to establish a unified regulation of hazards identification which based on the properties. In this paper, we analyzed the movement characteristics, types and development tendency of mountain torrent and debris flow, and established the rules for identification of properties which associated with disasters and watersheds. The differences between torrent disasters and debris flow disasters were analyzed from the characteristics of formation, movement, disaster body and accumulation. And we determine the properties of disasters based on the fluid properties of disaster body location, the proportion of casualty and economic losses that caused by mountain torrents and debris flow. Given that there is the possibility of mutual transformation between torrents and debris flow under different geological environment, this paper introduced the concept of time to discuss the discrimination of the flood and debris flow from the past and future. To be convenient for application, we takes the Hongba River in Shimian County and Aizi gully in Ningnan County as example to further illustrate how to discriminate the torrents and debris flow gullies and disasters.

Key words: hazards properties; watershed properties; torrent and debris flow, discrimination rule