

# 基于数量化理论Ⅲ的滑坡变形组合预测研究

谌伟, 郝付军

(陕西铁路工程职业技术学院, 陕西 渭南 714000)

**摘要:** [目的] 探讨基于数量化理论Ⅲ的组合预测模型在滑坡变形组合中的适用性, 为滑坡变形组合预测提供新的思路。[方法] 选取 GM(1,1)、支持向量机、BP 神经网络及 MC 预测作为滑坡变形的单一预测模型, 并利用数量化理论Ⅲ分析单项预测的相对误差区间的重要性, 进而确定区间权重, 再结合预测误差确定的组间权重, 综合确定组合预测的权值。[结果] 组合预测结果相对误差的平均值为 1.1%, 方差为 0.16。[结论] 组合预测较单一预测模型的预测精度及稳定性都有较大的提高。

**关键词:** 滑坡; 组合预测; 数量化理论Ⅲ; 权重

**文献标识码:** B

**文章编号:** 1000-288X(2017)01-0137-06

**中图分类号:** P546

**文献参数:** 谌伟, 郝付军. 基于数量化理论Ⅲ的滑坡变形组合预测研究[J]. 水土保持通报, 2017, 37(1): 137-142. DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2017.01.025; Chen Wei, Hao Fujun. Forecasting deformation combination of landslide based on third theory of quantification[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2017, 37(1):137-142. DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2017.01.025

## Forecasting Deformation Combination of Landslide Based on Third Theory of Quantification

CHEN Wei, HAO Fujun

(Shaanxi Railway Institute, Weinan, Shaanxi 714000, China)

**Abstract:** [Objective] To explore the applicability of the combined forecasting model based on the third theory of quantification in combined landslide deformation and to provide a new idea for forecasting the combined landslide deformation. [Methods] We used GM(1, 1), support vector machine, BP neural network and MC prediction as a single prediction model of landslide deformation, and applied the third theory of quantification to analyze the importance of relative error interval and single prediction, and then determine the interval weights and the prediction error between groups, thus determining the combination weights of comprehensive prediction. [Results] The average value of relative error of combined prediction was 1.1% and the variance was 0.16. [Conclusion] Compare to single forecast model, the forecast accuracy and stability of combined prediction had been greatly improved.

**Keywords:** landslide; combination forecast; third theory of quantification; weight

滑坡的变形预测可以有效的指导滑坡的防治工作, 对保护滑坡影响区内的生命财产安全具有重要的意义, 值得深入广泛地研究。在滑坡的变形预测中, 已有许多学者取得了较多的成果, 如姚颖康等<sup>[1]</sup>利用 GM(1,1)模型对滑坡的变形进行预测, 得出了该方法具有较高的预测精度和适用性; 王朝阳等<sup>[2]</sup>利用新陈代谢的 GM(1,1)模型对滑坡的变形位移进行预测, 预测误差较小, 验证了该方法的有效性; 李德营等<sup>[3]</sup>构建了 GM(1,1)—BP 神经网络的预测模型, 经

过实例验证了该模型的可行性。同时, BP 神经网络、支持向量机及马尔科夫链等预测方法也被广泛的应用于滑坡的变形预测中, 如刘晓等<sup>[4]</sup>将马尔科夫链应用到滑坡变形的二次预测中, 验证了该方法在滑坡变形预测中的适用性; 赵艳南等<sup>[5]</sup>建立了粒子群优化的支持向量机预测模型, 对滑坡的位移速率进行了预测, 验证了该方法的泛化能力, 取得了良好的预测效果; 曹洋兵等<sup>[6]</sup>建立了灰色—神经网络的预测模型, 并将该模型应用到滑坡的变形预测中, 验证了该模型

的实用性和有效性。另外,数量化理论Ⅲ也被应用于地质灾害的研究中,如赵伟华等<sup>[7]</sup>利用该理论对其研究区内的灾害发育影响因素进行了分析,并对比分析结果和统计结果,验证了该方法的实用性;李军霞等<sup>[8]</sup>则利用该理论分析了滑坡发育的影响因素,为其研究区内的灾害防治提供了一定的指导依据。但上述研究均是对滑坡变形的单一预测研究,缺少对滑坡变形的组合预测研究,且没有数量化理论Ⅲ作为组合预测中权值求解的研究。

因此,本文拟基于多种单一预测模型,将数量化理论Ⅲ引入到组合预测的权值求解过程中,以探讨该方法的可行性,为滑坡的变形预测提供一种新的思路。

### 1 基本原理

#### 1.1 基本思路

本文主要结合多种单一预测模型的特点,利用数量化理论实现对单一预测模型的组合预测,以期达到提高预测精度及稳定性的目的,主要预测步骤如下:

(1) 结合目前滑坡变形预测的基本现状,选取 GM(1,1)、支持向量机、BP 神经网络及 MC 预测作为本文的单一预测模型,对滑坡的变形进行基础预测。

(2) 以上一步中各单一预测模型的相对误差为基础,利用数量化理论Ⅲ对各单一预测模型的相对预测误差进行评价,分析不同预测模型在不同相对误差区间的重要性,为组合评价提供相应预测模型及相应区间的权值。

(3) 基于各预测模型的预测误差权值及数量化理论计算得出各预测模型所在区间的重要性权值,对滑坡的变形进行组合预测,以期达到提高滑坡变形预测精度及稳定性的目的。

#### 1.2 单一预测模型

1.2.1 GM(1,1) 预测 若将滑坡的变形序列假定为  $x^{(0)}$ ,则可将其表示为:

$$x^{(0)}(k) = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (1)$$

式中:  $k=1, 2, \dots, n$ 。

基于灰色理论的基本原理,对原始序列进行一阶累加,得到序列  $x^{(1)}$ ,并将其表示为:

$$x^{(1)}(k) = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\} \quad (2)$$

对应序列数据可表示为:

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=0}^k x^{(0)}(i) \quad (i = 1, 2, \dots, k) \quad (3)$$

利用一阶累加,将滑坡的变形序列转变为了递增序列,且该序列是关于时间的连续函数,则可将其一阶微分方程表示为:

$$dx^{(1)}(t)/dt + ax^{(1)}(t) = b \quad (4)$$

而  $a$  和  $b$  可以通过公式计算得到,即:

$$|a, b|^T = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (5)$$

式中:“T”和“-1”分别表示矩阵的转置和逆;

$$Y = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T$$

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix}$$

则将灰色理论的时间响应序列表示为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left[ x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (6)$$

$(k = 1, 2, \dots, n)$

进而可将滑坡变形的预测值表示为:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \quad (7)$$

$(k = 1, 2, \dots, n)$

1.2.2 支持向量机 支持向量机(SVM)可以实现输入信息的高维空间投射,并结合决策函数,在高维空间解决输入信息的非线性问题,能达到全局优化的目的。结合支持向量机的基本理论,可将其估计函数表示为:

$$f(x) = W^T \varphi(x) + b \quad (8)$$

同时,不敏感损失函数可以对估计函数进行优化,可表示为:

$$\min_{w, b, x, x^*} \frac{1}{2} W^T W + C \sum_{i=1}^l x_i + C \sum_{i=1}^l x_i^* \quad (9)$$

并将上述过程的约束条件表示为:

$$\begin{cases} W^T \varphi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i \\ y_i - W^T \varphi(x_i) - b \leq \epsilon + \xi_i^* \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $C$ ——惩罚因子;  $b$ ——偏置量;  $\xi_i, \xi_i^*$ ——松弛因子;  $\xi_i \geq 0; \xi_i^* \geq 0; i=1, \dots, l$ 。

另外,利用对偶理论解决二次规划的问题,将其对偶式表示为:

$$\min_{a, a^*} \frac{1}{2} (a - a^*)^T Q (a - a^*) + e \sum_{i=1}^l (a - a^*) + \sum_{i=1}^l y_i (a - a^*) \quad (11)$$

并将其约束条件表示为:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*) = 0 \\ Q_{ij} = K(x_i, y_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) \end{cases}$$

式中:  $0 \leq a_i \leq C; 0 \leq a_i^* \leq C; i=1, \dots, l$ 。  $e$  为对偶因子。

综合上述运算,将支持向量机的预测模型表示为:

$$y' = \sum_{i=1}^l (-a_i - a_i^*)K(x_i, x) + b \quad (12)$$

式中: $y'$ ——支持向量预测值; $K(x_i, x)$ ——核函数。

1.2.3 BP 神经网络 BP 神经网络是采用模糊处理及权值修正的手段,实现滑坡变形的非线性预测。在滑坡变形的预测过程中,BP 神经网络共包含 3 层,即输入层、隐含层和输出层,通过正向传播和反向传播,实现信息在 3 层中的流通,达到预测误差的期望。假定滑坡变形信息的输入层为  $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ,具有  $n$  个节点;输出层为  $y_k$ ,具有  $m$  个节点;隐含层为  $x_j$ ,具有  $n_1$  个节点,并将其预测过程表示为:

$$x'_j = f_1\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij}x_i - Q_j\right) \quad (1 \leq j \leq n_1) \quad (13)$$

$$y_k = f_2\left(\sum_{j=1}^{n_1} \omega_{jk}x'_j - Q_k\right) \quad (1 \leq k \leq m) \quad (14)$$

式中: $\omega_{jk}$ ——输出层( $k$  节点)与隐含层( $j$  节点)间的权值; $\omega_{ij}$ ——输入层( $i$  节点)与隐含层( $j$  节点)间的权值; $Q_k$ ——输出层的阈值( $k$  节点); $Q_j$ ——隐含层的阈值( $j$  节点)。

在预测的正、反向传播中,利用 Newton 修正权值,可将修正权值  $\Delta W$  表示为:

$$\Delta W = (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + u\mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{E} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{I}$ ——初始迭代矩阵; $\mathbf{J}$ ——雅可比矩阵; $\mathbf{E}$ ——误差向量; $u$ ——误差因子。

若式(15)中的  $u$  足够大时,即:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W \quad (16)$$

在 BP 神经网络的预测过程中,反向传播主要是利用式(16)进行权值修正,减小预测误差,直到输出误差达到期望要求,输出误差可表示为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (d_k - y_k)^2 \quad (17)$$

1.2.4 MC 预测 马尔科夫链(MC 预测)利用动态随机数学模型来进行预测,能很好的处理无后效性的时间序列。首先,将滑坡变形数据划分为若干状态,表示为  $E=(E_1, E_2, \dots, E_n)$ ,并将其转移时间表示为  $t=(t_1, t_2, \dots, t_n)$ ,则将由状态  $E_i$  经过  $k$  步转变到状态  $E_j$  的概率表示为:

$$p_{ij}(k) = \frac{n_{ij}(k)}{N_i} \quad (18)$$

式中: $n_{ij}(k)$ ——由  $E_i$  状态经过  $k$  步转变到  $E_j$  状态的次数; $N_i$ —— $E_j$  状态出现的总次数。

考虑到发展状态的不确定性,将最后  $k$  个状态进行剔除,则将其概率转移矩阵表示为:

$$\mathbf{P}^{(k)} = \begin{bmatrix} p_{11}(k) & p_{12}(k) & \cdots & p_{1j}(k) \\ p_{21}(k) & p_{22}(k) & \cdots & p_{2j}(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{j1}(k) & p_{j2}(k) & \cdots & p_{jj}(k) \end{bmatrix} \quad (19)$$

同时,在滑坡变形预测过程中,可以根据在各状态区间内转移概率所占的比重进行修正,而修正后的预测值和修正值可以表示为:

$$\tilde{y} = \hat{y} + \sum_{i=1}^m (y_i \cdot E_i / \sum_{i=1}^m E_i) \quad (20)$$

$$y_i = \left[ \frac{(a_j + b_j)}{2} \right] \cdot \hat{y} \quad (21)$$

式中: $\tilde{y}$ ——修正后的预测值; $\hat{y}$ ——模型的预测值; $a_j, b_j$ —— $j$  状态的区间上下值; $m$ ——概率区间的个数; $E_i$ ——不同状态区间的概率值; $y_i$ ——不同状态区间的修正值。

### 1.3 组合预测模型

基于单一预测模型的预测结果,本文再利用数量化理论Ⅲ确定区间权重,并利用相应节点处不同预测误差确定组间权重。值得指出的是区间权重是由数量化理论Ⅲ计算确定的,其求解过程是将各单一预测模型中的相对误差划分为  $0\% \sim 1\%$ ,  $1\% \sim 2\%$ ,  $2\% \sim 3\%$  及大于  $3\%$  区间,进而构造出相对误差的反应矩阵,并通过数量化理论求解得分向量,并利用得分向量计算得出在对应各区间类目的空间距离(空间距离是由得分向量按照线性代数中的距离求解方法求解得到),对应类目区间空间距离的大小说明了各类目区间在不同区间上的重要性程度,其值越大重要性越强,因此以空间距离作为组合预测的区间权重;同时,根据不同预测模型在对应时刻预测误差值的大小,确定各单一预测模型的组间权重。本文的组合预测就是基于区间权重和组间权重共同确定组合预测的权重值,可将组合权重表示为  $\omega'_{ij}$ :

$$\omega'_{ij} = \frac{l_{ij} \omega_{ij}}{l_{i1} \omega_{i1} + l_{i2} \omega_{i2} + \cdots + l_{in} \omega_{in}} \quad (22)$$

式中: $\omega'_{ij}$ ——第  $i$  时刻在第  $j$  种预测模型处的组合权重值; $l_{ij}$ ——第  $i$  时刻在第  $j$  种预测模型处的区间权重值; $\omega_{ij}$ ——第  $i$  时刻在第  $j$  种预测模型处的组间权重值。

同时,区间权重是由数量化理论Ⅲ求解得出,在数量化理论Ⅲ的应用过程中,滑坡的预测样本被称为样品,其各单一预测模型相对误差的各区间划分被称为类目,若前者有  $m$  个定性类目,而后者有  $s$  个定量

类目,则  $n$  个样品的反应矩阵表示为:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \delta_{1(1,1)} & \delta_{1(1,r_1)} & \cdots & \delta_{1(m,r_m)} & u_{11} & \cdots & u_{1s} \\ \delta_{1(1,1)} & \delta_{1(1,r_1)} & \cdots & \delta_{1(m,r_m)} & u_{21} & \cdots & u_{2s} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \delta_{1(1,1)} & \delta_{1(1,r_1)} & \cdots & \delta_{1(m,r_m)} & u_{n1} & \cdots & u_{ns} \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$\delta_{i(j,r_j)} = \begin{cases} 1 & \text{(当第 } i \text{ 样品中 } j \text{ 项目的} \\ & \text{定性数据为 } r_j \text{ 类目时)} \\ 0 & \text{(当第 } i \text{ 样品中 } j \text{ 项目的} \\ & \text{定性数据不为 } r_j \text{ 类目时)} \end{cases}$$

式中:  $u_{(i,k)}$  —— 在第  $k$  种预测模型上,第  $i$  样品的  $r$  相对误差区间类目的反应;  $\delta_{i(j,r_j)}$  —— 在  $j$  个定性项目上,第  $i$  个样品的  $r_j$  类目反应。

同时,基于数量化理论 III 的基本原理,将各区间类目的得分向量  $\mathbf{b}$  表示为:

$$\mathbf{b} = \{b_{11} \cdots b_{1r_1} \quad b_{m1} \cdots b_{mr_m} \quad a_1 \cdots a_s\}^T \quad (24)$$

进而,可进一步将各样品的得分向量表示为:

$$\mathbf{Y} = \{y_1 \quad y_2 \quad \cdots \quad y_n\} = \frac{1}{m+s} \mathbf{X}\mathbf{b} \quad (25)$$

另外,样品的组间方差可表示为:

$$\sigma_b^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \frac{1}{n(m+s)^2} \mathbf{b}^T \mathbf{H} \mathbf{b} \quad (26)$$

式中:  $\mathbf{H} = \mathbf{X}^T \mathbf{X} - \frac{1}{n} \mathbf{g} \mathbf{g}^T$

$$\mathbf{g} = \{g_{11} \cdots g_{1r_1} \quad g_{m1} \cdots g_{mr_m} \quad 0 \cdots 0\}$$

而  $\mathbf{G}$  为  $r+s$  阶对角矩阵,则样品的总方差可表示为:

$$\begin{aligned} \sigma^2 &= \frac{1}{n(m+s)} \left( \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^{r_j} b_{jk}^2 g_{jk} + n \sum_{i=1}^s a_i^2 \right) \\ &= \frac{1}{n(m+s)} \mathbf{b}^T \mathbf{L} \mathbf{b} \end{aligned} \quad (27)$$

式中:  $\mathbf{L} = \mathbf{G} - \frac{1}{n(m+s)} \mathbf{g} \mathbf{g}^T$

所以,可将组间方差和总方差的相关比可以表示为:

$$\eta^2 = \frac{\sigma_b^2}{\sigma^2} = \frac{\mathbf{b}^T \mathbf{H} \mathbf{b}}{(m+s) \mathbf{b}^T \mathbf{L} \mathbf{b}} \quad (28)$$

为达到相关比最大的目的,应满足  $\mathbf{b}^T \mathbf{L} \mathbf{b} = 1, \mathbf{g}^T \mathbf{b} = 0$  的求解得分向量  $\mathbf{b}$  的表达式为:

$$\mathbf{Z} = \lambda(m+s) \mathbf{L} \mathbf{b} \quad (29)$$

式中:  $\lambda$  —— 方程特征值;  $\mathbf{Z}$  —— 数量化理论 III 的数学模型向量。

## 2 实例分析

本文以文献[7]中的滑坡变形数据为实例来源,该滑坡位于三峡库区内的堆积层滑坡,滑体的成分主要是碎、块石夹粉质黏土;滑床为泥质粉砂岩,属三叠系中统巴东组;而滑带土主要是粉质黏土夹碎石或角砾。通过对滑坡变形的监测,选取监测点 GPS2-2 的监测数据作为本文变形预测的基础数据,其统计如图 1 所示。

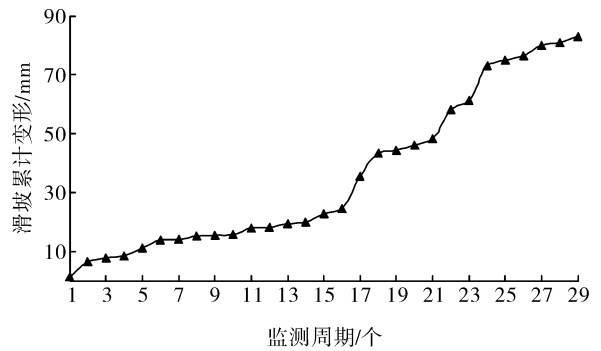


图 1 滑坡累计变形统计

### 2.1 单一预测分析

结合前文 GM(1,1)、支持向量机、BP 神经网络及 MC 预测的基本原理和滑坡变形的基础数据,对滑坡变形进行单一模型的预测,并选取第 20—29 周期的变形数据为验证样本,通过预测得出滑坡变形的单一预测结果如表 1 所示。

对比各单一预测模型的相对误差,得出不同预测模型在同一滑坡变形数据上的预测能力具有较大的差异,这说明不同预测模型之间具有不同的预测精度和稳定性,而预测精度可以通过相对误差的平均值来体现,稳定性可以通过相对误差的方差来体现。因此,为进一步分析各单一预测模型相互之间的差异,本文再进一步统计各单项预测模型相对误差的平均值和方差,结果如表 2 所示。

通过对不同单一预测模型相对误差均值及方差的统计,得出不同预测模型之间的预测效果具有较大的差异。在各预测模型相对误差平均值的评价过程中,支持向量机的值最小,其次是 GM(1,1)、MC 预测模型和 BP 神经网络;在各预测模型相对误差方差值的评价过程中,BP 神经网络的值最小,其次是支持向量机、GM(1,1)和 MC 预测模型。对比可知不同预测模型之间的差异较大,预测精度及其稳定性也具有不同,也就说明组合预测的必要性。

表 1 滑坡变形单一预测结果统计

监测周期	变形值/mm	GM(1,1)		支持向量机		BP 神经网络		MC 预测模型	
		预测值/mm	相对误差/%	预测值/mm	相对误差/%	预测值/mm	相对误差/%	预测值/mm	相对误差/%
20	46.1	45.1	2.17	44.7	3.04	46.9	-1.81	45.0	2.30
21	48.3	49.6	-2.69	47.3	2.07	49.7	-2.83	47.7	1.20
22	58.2	56.6	2.75	57.0	2.06	59.9	-2.84	59.7	-2.59
23	61.3	60.2	1.79	63.2	-3.10	63.4	-3.36	63.1	-2.93
24	73.1	71.3	2.46	71.5	2.19	75.1	-2.70	74.6	-2.11
25	75.0	72.2	3.73	72.8	2.93	76.4	-1.92	73.0	2.69
26	76.5	74.4	2.75	74.6	2.48	78.3	-2.39	78.8	-3.06
27	80.0	79.0	1.24	78.4	2.00	82.3	-2.90	82.8	-3.44
28	81.0	79.5	1.85	80.6	0.49	84.6	-4.48	83.0	-2.49
29	83.0	81.7	1.57	82.3	0.84	86.4	-4.11	84.8	-2.13

表 2 不同预测模型预测效果统计

预测模型	GM(1,1)	支持向量机	BP 神经网络	MC 预测模型
平均值	2.30	2.12	2.93	2.49
方差	2.96	3.26	0.74	5.54

2.2 组合预测分析

基于各单项预测的结果,结合数量化理论Ⅲ的基本原理,对各单项预测模型的相对误差进行计算,并选取最大 3 个特征值的特征向量作为不同误差区间的得分向量,结果如表 3 所示。

表 3 滑坡变形预测区间得分

预测模型	类目划分	特征值 (0.234 8)	特征值 (0.164 1)	特征值 (0.098 4)	空间距离
GM (1,1)	1~2	-0.300 1	0.164 4	0.089 2	0.353 5
	2~3	0.227 1	-0.000 2	-0.196 3	0.300 2
	>3	0.064 6	-0.656 3	0.624 8	0.908 5
支持向量机	0~1	-0.486 2	0.193 6	0.135 1	0.540 4
	2~3	0.232 8	0.015 2	0.108 8	0.257 5
	>3	-0.212 3	-0.239 3	-0.461 5	0.561 6
BP 神经网络	1~2	0.014 4	-0.554 4	0.035 9	0.555 7
	2~3	0.266 5	0.149 6	0.005 6	0.305 6
	>3	-0.453 8	0.120 3	-0.033 3	0.470 6
MC 预测模型	1~2	0.399 7	0.169 8	-0.451 6	0.626 5
	2~3	-0.129 8	-0.097 0	-0.031 4	0.165 1
	>3	0.254 6	0.254 7	0.335 7	0.492 4

通过对比不同预测模型在不同误差区间的空间距离,得出不同预测模型在不同误差区间的重要性具有一定的差异。在 GM(1,1)结果的分析中,相对误差大于 3% 区间的重要性最大,其余两区间相差不

大;在支持向量机结果的分析中,相对误差在 0%~1% 及大于 3% 区间的重要性相当,在 2%~3% 区间的重要性较差;在 BP 神经网络结果的分析中,3 个区间的重要性相当,以在 1%~2% 区间的重要性相对较大;在 MC 预测模型结果的分析中,在 1%~2% 区间的重要性相对较大,重要性最小的是在 2%~3% 区间,这说明不同预测模型的重要性具有较大的差异。

结合不同预测模型在不同区间的重要性权重和误差权重,对不同单一预测模型进行组合,实现滑坡变形的组合预测,组合预测的结果如表 4 所示。

表 4 滑坡变形组合预测结果统计

监测周期	变形值/mm	预测值/mm	相对误差/%
20	46.1	45.8	0.65
21	48.3	47.7	1.24
22	58.2	57.3	1.55
23	61.3	60.5	1.31
24	73.1	72.4	0.96
25	75.0	74.6	0.53
26	76.5	75.1	1.83
27	80.0	79.2	1.00
28	81.0	80.3	0.86
29	83.0	82.1	1.08

为分析单一预测与组合预测结果之间的差异,在对组合预测结果的平均值和方差进行求解,得出组合预测结果相对误差的平均值为 1.1%,方差为 0.16,综合对比单一预测模型的预测结果,得出组合预测较单一预测模型的预测精度及稳定性都有了较大的提高,验证了组合预测的有效性。

### 3 结论

(1) 通过对滑坡变形数据的单一模型预测,得出不同预测模型的结果具有较大的差异,如预测精度以支持向量机的预测结果最优,预测的稳定性则以 BP 神经网络的预测结果最为稳定,说明不同预测模型之间具有不同的预测精度和稳定性。

(2) 单一预测模型的相对误差均值多在 2%~3% 之间,通过对滑坡变形数据的组合预测,使预测精度提高到 1.1%,得出组合预测结果较单一预测的预测精度及稳定性都有了一定程度的提高。

(3) 通过对比预测结果,验证了本文预测模型的有效性,验证了数量化理论 III 在组合预测中对权值求解的可行性。同时,本文预测模型具有较好的适用性,对其它岩土领域的变形预测仍具有可行性。

#### [ 参 考 文 献 ]

- [1] 姚颖康,张春艳,张坤. 改进的 GM(1,1)模型在滑坡变形预测中的应用[J]. 水文地质工程地质, 2009, 36(5): 102-106.
- [2] 王朝阳,许强,范宣梅,等. 灰色新陈代谢 GM(1,1)模型在滑坡变形预测中的应用[J]. 水文地质工程地质, 2009, 36(2): 108-111.
- [3] 李德营,殷坤龙. 基于影响因子的 GM(1,1)-BP 模型在八字门滑坡变形预测中的应用[J]. 长江科学院院报, 2013, 30(2): 6-11.
- [4] 刘晓,唐辉明,刘瑜. 基于集对分析和模糊马尔可夫链的滑坡变形预测新方法研究[J]. 岩土力学, 2009, 30(11): 3399-3405.
- [5] 赵艳南,牛瑞卿,彭令,等. 基于粗糙集和粒子群优化支持向量机的滑坡变形预测[J]. 中南大学学报:自然科学版, 2015, 46(6): 2324-2332.
- [6] 曹洋兵,晏鄂川,谢良甫. 考虑环境变量作用的滑坡变形动态灰色-进化神经网络预测研究[J]. 岩土力学, 2012, 33(3): 848-852.
- [7] 赵伟华,巨能攀,赵建军,等. 基于数量化理论 III 的地震次生崩滑灾害影响因素分析[J]. 中国水运月刊, 2011, 11(4): 166-169.
- [8] 李军霞,王常明,王钢城,等. 基于数量化理论 III 的滑坡发育影响因素及耦合作用强度分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2010, 29(6): 1206-1213.
- [9] 姚颖康,张春艳,张坤. 改进的 GM(1,1)模型在滑坡变形预测中的应用[J]. 水文地质工程地质, 2009, 36(5): 102-106.
- [10] 姚颖康,张春艳,张坤. 改进的 GM(1,1)模型在滑坡变形预测中的应用[J]. 水文地质工程地质, 2009, 36(5): 102-106.
- [11] 姚颖康,张春艳,张坤. 改进的 GM(1,1)模型在滑坡变形预测中的应用[J]. 水文地质工程地质, 2009, 36(5): 102-106.
- [12] 姚颖康,张春艳,张坤. 改进的 GM(1,1)模型在滑坡变形预测中的应用[J]. 水文地质工程地质, 2009, 36(5): 102-106.
- [13] 姚颖康,张春艳,张坤. 改进的 GM(1,1)模型在滑坡变形预测中的应用[J]. 水文地质工程地质, 2009, 36(5): 102-106.
- [14] 杨俊,王占岐,金贵,等. 基于 AHP 与模糊综合评价的土地整治项目实施后效益评价[J]. 长江流域资源与环境, 2013, 22(8): 1036-1043.
- [15] 吴明发,周飞,胡贵明,等. 土地整理效益评价:以湛江市丰收农场土地整理项目为例[J]. 资源开发与市场, 2011, 27(11): 995-997.
- [16] 沈孝强,吴次芳,俞振宁,等. 基于环境评价的贵阳市土地开发利用优化[J]. 水土保持通报, 2016, 36(4): 97-102.
- [17] 杜鑫昱,夏建国,章大容. 四川省土地整理项目效益评价[J]. 中国生态农业学报, 2015, 23(4): 514-524.
- [18] 赵俊锐,朱道林. 基于能值分析的土地开发整理后效益评价[J]. 农业工程学报, 2010, 26(10): 337-344.
- [19] 孙雁,付光辉,吴冠岑,等. 南京市土地整理项目后效益的经济评价[J]. 南京农业大学学报, 2008, 31(3): 145-151.
- [20] 付光辉,刘友兆,祖跃升,等. 区域土地整理综合效益测算:以徐州市贾汪区为例[J]. 资源科学, 2007, 29(3): 25-30.
- [21] 王海燕,于荣,郑继媛,等. DEA-Gini 准则在城市公共交通企业效益评价中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 2012, 32(5): 83-91.
- [22] 李学文,徐丽群. 中国城市公共交通行业运营效率评价:基于改进的 SE-DEA-Gini 方法的研究[J]. 管理现代化, 2012(2): 90-93.

(上接第 136 页)