

# 基于支持向量机和 BP 神经网络的滑坡变形复合式预测

叶超, 郝付军

(陕西铁路工程职业技术学院, 陕西 渭南 714000)

**摘要:** [目的] 探讨复合式组合预测模型对滑坡两变形时间序列的预测效果, 为滑坡的变形预测提供一种新的思路。[方法] 基于支持向量机和 BP 神经网络, 构建滑坡位移序列和速率序列的复合式预测模型, 首先, 对滑坡环境因素进行分析, 提取其基本信息; 其次, 利用 2 种预测方法构建回归结构预测模型和多元因素预测模型, 并对两时间序列进行一重预测; 最后, 利用 BP 神经网络对一重预测结果进行了二重组合优化。[结果] 滑坡库水位与滑坡两变形序列均具有较大的相关性, 滑坡的稳定性很大程度上会出现周期性疲劳减弱的可能, 且通过对滑坡变形的复合式预测。[结论] 该方法的相对预测误差均较小, 很大程度上提高了滑坡变形的预测精度和稳定性, 证明了该预测模型的有效性。

**关键词:** 滑坡; 支持向量机; BP 神经网络; 复合式预测

**文献标识码:** B

**文章编号:** 1000-288X(2016)03-0332-06

**中图分类号:** TU45

**文献参数:** 叶超, 郝付军. 基于支持向量机和 BP 神经网络的滑坡变形复合式预测[J]. 水土保持通报, 2016, 36(3): 332-327. DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2016.03.057

## Composite Prediction of Landslide Deformation Based on Support Vector Machine and BP Neural Network

YE Chao, HAO Fujun

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

**Abstract:** [Objective] To explore the effect of a compound predicting model in forecasting the deformation time series of landslide in order to provide a new way for the landslide deformation prediction. [Method] Based on support vector machine and BP neural network, a compound predicting model of landslide displacement sequence and rate series was established. The basic information of landslide was analyzed, and extracted. The regression and multi-factor models were constructed by using two kinds of predicting methods, and two time series was predicted. The BP neural network was used to optimize the results. [Result] There was a great correlation between the water level of the landslide reservoir and the two deformation sequence. The stability of the landslide was likely to be weakened by periodic fatigue, and it could be predicted by the compound prediction model of landslide deformation. [Conclusion] The relative prediction error of this study is small, which greatly improves the prediction accuracy and stability of the landslide deformation, and proves the validity of the prediction model.

**Keywords:** landslide; support vector machine; BP neural network; compound forecast

三峡工程是中国最为重要的水利工程之一, 在其运行过程中, 很大程度上促进了中国的经济发展, 但也带来了一定的不利, 如滑坡灾害问题。所以, 处理好三峡库区的滑坡问题, 对保证三峡工程的正常运营及实现预期的目标具有重要的意义, 而在滑坡的研究过程中, 其变形又是其稳定性的直观表现, 所以对其变形的研究及预测就具有重要的意义。在滑坡变形预测方面, 许多学者已进行了研究, 取得了相应的成果, 如周超等<sup>[1]</sup>利用支持向量机建立了滑坡的变形预

测模型, 取得了较好的预测效果; 董辉等<sup>[2]</sup>在综合考虑滑坡变形阶段及其诱发因素的作用下, 建立的滑坡的支持向量机预测模型, 显著提高了预测精度; 林大超等<sup>[3]</sup>将支持向量机与经验模态分解进行综合, 并对比其他预测方法, 经过实例检验了其有效性; 赵艳南等<sup>[4]</sup>分析了滑坡的影响因素, 利用粗糙集理论对其影响因子进行分析, 建立了粒子群优化的支持向量机模型, 实例验证了该方法的有效性; 彭令等<sup>[5]</sup>利用主成分分析法对滑坡的影响因子进行信息提取, 并结合粒

子群算法建立了支持向量机的协同模型,得出预测结果与监测结果之间具有较好的一致性。同时,武雪玲等<sup>[6]</sup>利用 BP 神经网络对滑坡的易发性进行了定了预测,并与野外调查结果进行对比,结果较为吻合;张群等<sup>[7]</sup>通过对滑坡样本的统计分析,建立不同滑坡基础参数的 BP 神经网络预测模型,得出其研究地区滑坡的主要影响因素;柯福阳等<sup>[8]</sup>利用 BP 神经网络构建了滑坡灾害的预测模型,得出滑坡的预测模型与滑坡的地质条件与环境因素具有较大的联系;李蔚等<sup>[9]</sup>则建立了 BP 神经网络的组合预测模型,很好的实现了非线性预测。上述研究说明了支持向量机和 BP 神经网络在滑坡变形预测中具有很好的适用性和有效性,但上述研究均是基于对滑坡变形的单一预测研究,稳定性和精度均具有一定的不足,同时在考虑滑坡影响因素的同时,也未进行进一步的综合预测,且上述研究是以滑坡的累计变形时间序列为基础进行预测,缺乏对滑坡速率变形序列的预测和研究。因此,本文以滑坡位移序列(滑坡累计变形随时间变化的序列)和速率序列(滑坡变形速率随时间变化的序列)为基础,基于支持向量机和 BP 神经网络,构建了滑坡变形的复合式组合预测模型,该模型共包含了 2 个预测阶段,即一重预测和二重预测。本文旨在探讨复合式组合预测模型对滑坡两变形时间序列的预测效果,为滑坡变形预测提供一种新的思路和方法。

## 1 基本原理

### 1.1 研究思路

复合式组合预测模型的特点是基于多种预测模型,求解其对应的加权系数,进而得到综合预测值,以达到提高预测精度及其稳定性的目的,因此结合复合式组合预测模型的基本特点,构建的本文的双重预测模型,预测模型的结构图详见图 1。

(1) 利用变异系数和相关系数,确定出各环境因素的变异性程度及其与两变形时间序列的相关性程度,并将显著性因素作为后期多因素预测模型的输入层指标。

(2) 在一重预测过程中,利用支持向量机对滑坡变形的位移序列和速率序列进行预测,预测模型为回归结构预测模型,该模型是考虑到各序列在对应时刻的序列值与其前后若干序列值之间具有一定的内在联系,即以预测时刻前的若干时刻序列值作为输入层;同时,再利用 BP 神经网络构建多因素预测模型,对滑坡变形的两序列进行预测,该模型是考虑到滑坡环境因素对滑坡变形的影响,即利用上一步求解出的各序列所对应的显著性因素作为输入层,以对应时刻滑坡的变形值作为输出层的预测模式。

(3) 对比分析不同序列在不同预测方法及不同预测模型下的预测结果,并再利用 BP 神经网络对各序列的单一预测结果进行二重预测,综合确定组合权值,进而求得滑坡变形的综合预测值,以达到对各预测模型的组合优化,提高预测精度和稳定性。

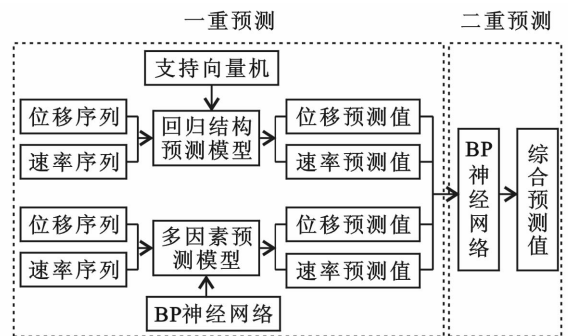


图 1 复合式预测结构

### 1.2 支持向量机

支持向量机(SVM)是基于模式识别算法,将输入层的相关信息参数投射到高维空间,并利用相应的决策函数,在高维空间实现线性回归,进而利用高维空间的线性方式处理了低维空间的非线性问题,其基本思想是基于风险最小化的基本原则,实现优化问题到二次规划问题的转变,具有较强的全局优化能力,能保证较高的求解精度。本文利用 SVM 方法实现本文滑坡变形的回归结构预测模型,在预测过程中的估计函数可以表示为:

$$f(x) = W^T \phi(x) + b \quad (1)$$

式中:  $f(x)$ ——估计函数;  $W$ ——基础向量;  $\phi(x)$ ——内积函数;  $b$ ——偏置量。下同。

在优化问题的实现过程中,估计函数会被不敏感损失函数转化,而  $\epsilon$  不敏感函数可以表示为:

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

式中:  $C$ ——惩罚因子;  $\xi_i, \xi_i^*$ ——松弛因子。下同。

而在上述函数转化的过程中,也应满足一定的约束条件:

$$\begin{cases} W^T \phi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i \\ y_i - W^T \phi(x_i) - b \leq \epsilon + \xi_i^* \\ (\xi_i \geq 0; \xi_i^* \geq 0; i = 1, \dots, l) \end{cases} \quad (3)$$

为实现二次规划求解,利用对偶理论对其进行转化,则对偶式可表示为:

$$\begin{aligned} \min_{a, a^*} & \frac{1}{2} (a - a^*)^T Q (a - a^*) + \\ & \epsilon \sum_{i=1}^l (a - a^*) + \sum_{i=1}^l y_i (a - a^*) \end{aligned} \quad (4)$$

式中:  $a, a^*$  ——拉格朗日乘子;  $Q$  ——函数乘积。下同。

则可将约束条件表示为:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*) &= 0 \\ 0 \leq a_i \leq C; 0 \leq a_i^* \leq C; i &= 1, \dots, l \\ Q_{ij} &= K(x_i, y_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j) \end{aligned} \quad (5)$$

式中:  $K(x_i, x)$  ——支持向量机核函数。下同。

经过上述运算可将 SVM 的预测模型表示为:

$$\sum_{i=1}^l (-a_i - a_i^*) K(x_i, x) + b \quad (6)$$

### 1.3 BP 神经网络

BP 神经网络是利用各层节点之间的权值修正, 以实现预测过程中的模糊处理, 达到非线性预测的结果。在预测过程中, BP 神经网络一般具有 3 层, 即输入层、隐含层和输出层, 其中输入层的主要作用是将外部预测信息传输到神经网络系统中; 而隐含层则是实现数据的非线性处理, 处理过程是利用相应的激活函数实现数据的非线性可微; 而输出层的主要作用则是数据输出, 并与期望结果进行对比, 若满足期望则输出预测结果, 若不满足则进行反向传输, 再次进行修正预测。若将输入向量表示为  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ , 隐含层表示为  $x_j$ , 输出层表示为  $y_k$ , 并设输入层具有  $n$  个节点, 隐含层有  $n_1$  个节点, 而输出层具有  $m$  个节点, 则可将传输预测过程表示为:

$$x_j' = f_1 \left( \sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - Q_j \right) \quad (1 \leq j \leq n_1) \quad (7)$$

$$y_k = f_2 \left( \sum_{j=1}^{n_1} \omega_{jk} x_j' - Q_k \right) \quad (1 \leq k \leq m) \quad (8)$$

式中:  $\omega_{ij}$  ——第  $i$  输入层节点与第  $j$  隐含层节点间的权值;  $\omega_{jk}$  ——第  $k$  输出层节点与第  $j$  隐含层节点间的权值;  $Q_j$  ——隐含层第  $j$  节点的阈值;  $Q_k$  ——输出层第  $k$  节点的阈值。下同。

在传输过程中, 利用 Newton 实现对权值的调解, 则调解后的权值可表示为:

$$\Delta W = (J^T J + uI)^{-1} J^T E \quad (9)$$

式中:  $J$  ——雅可比矩阵;  $I$  ——初始迭代矩阵;  $E$  ——误差向量;  $u$  ——迭代变量。

若式(9)中的  $u$  足够大时, 可得:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W \quad (10)$$

式中:  $W_{ij}(t+1)$  ——修正后新权值;  $W_{ij}(t)$  ——原有权值;  $\Delta W$  ——修正权值。

若在神经网络的传输过程中, 输出值达不到期望要求时, 则进行误差的反向传播, 并利用公式(10)进行权值调整, 指导输出结果达到期望要求, 即输出误差小于期望误差, 且可将输出误差表示为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (d_k - y_k)^2 \quad (11)$$

式中:  $E$  ——累计误差平方和;  $d_k$  ——预测值;  $y_k$  ——实测值。

## 2 实例分析

### 2.1 工程概况及变形特征分析

本文工程实例的来源于参考文献[10]。由参考文献[10]可知, 某滑坡位于三峡库区, 是第四系堆积层滑坡, 堆积层时代为全新统, 滑体性质主要是碎、块石土, 并含有一定的粉质黏土; 滑带土体主要是粉质黏土, 并夹杂有一定的碎石和角砾; 而其下部滑床为泥质粉砂岩, 地层时代为三叠系中统巴东组。经过现场调查得出, 该滑坡前缘已涉水, 受水位的变动影响较大, 所以该滑坡的稳定性不仅受滑坡岩性、厚度及滑坡倾角等因素的控制, 还受滑坡前缘边界、库水位的变化等因素的影响。因此, 对滑坡的变形位移进行监测, 选取了其中的 GPS2-2 点的监测数据作为本文研究的基础数据, 以此来分析滑坡的变形特征, 并对其预测。滑坡在该点的变形可见图 2。

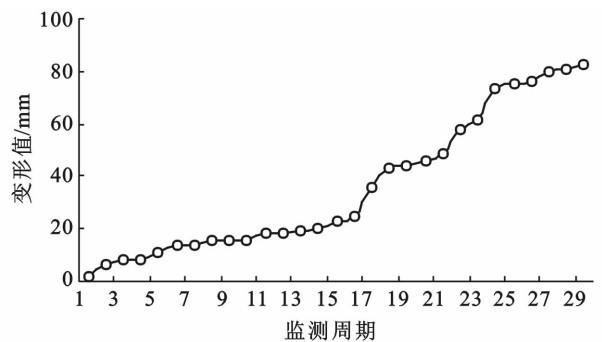


图 2 滑坡 GPS2-2 监测点位移变形

由图 2 可知, 滑坡在 GPS2-2 监测点的变形位移具有持续增加的特征, 但在不同区间的增长趋势具有一定的差异, 在变形的前期, 滑坡的增长幅度较小, 累计变形增加较缓, 而到中期以后的变形加剧, 累计变形增加幅度较大。为进一步分析该点的变形规律, 在对其变形速率进行统计, 结果如图 3 所示。

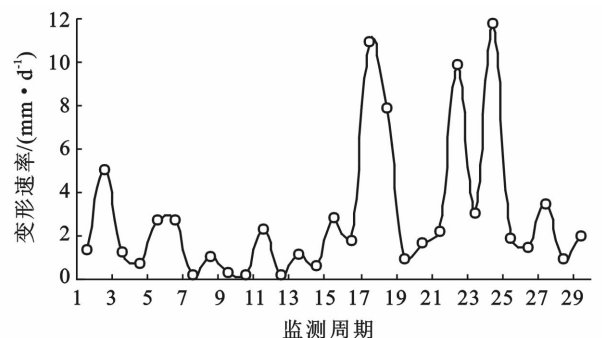


图 3 滑坡 GPS2-2 监测点变形速率

由图 3 可知,滑坡的变形速率均为正值,但变形速率值的波动性较强,在第 1—16 监测周期变形速率的波动相对较小;而在第 16—29 监测周期的变形速率波动较大,经历了 3 个较大的速率峰值,其中最大的变形速率是 11.8 mm/d。因此,为进一步分析滑坡变形与周围环境因素之间的关系,以参考文献[10]中的环境因素数据为基础,以变异系数及相关系数作为评价指标,分析滑坡地区环境因素的基本特征及其

与滑坡变形之间的相关性,且在变异程度及相关性程度的评价过程中,若变异系数 $>1$ 属于强变异,介于 0.1,1 之间属于中等变异,小于 0.1 的属于弱变异;若相关系数大于 0.8 属于高度相关(用“\*\*\*”表示),介于 0.8,0.3 之间属于显著性相关(用“\*\*”表示),小于 0.3 属于低程度相关(用“\*”表示)。经过对滑坡环境因素的统计可得滑坡环境因素的基本特征统计量如表 1 所示。

表 1 滑坡环境特征参数统计量

统计量	降雨量/ mm	降雨强度/ (mm·d <sup>-1</sup> )	库水位/ m	最大变幅/ m	最大升速/ (m·d <sup>-1</sup> )	最小降速/ (m·d <sup>-1</sup> )
最大值	248.100	100.200	172.790	13.770	2.970	1.080
最小值	7.100	5.200	145.910	0.380	0.000	0.020
变异系数	0.762	0.630	0.057	1.028	1.145	0.771

由表 1 可知,各环境因素最大值与最小值之间的差值均较大,波动性也较强,得出库水位、最大升速及最大变幅的变形系数值最大,且大于 1,说明该两环境因素的波动性和变异性最强,具有强变异特征;而库水位的变异系数最小,仅为 0.057,变异性较弱,属于弱变异;其余降雨量、降雨强度及最小降速均是属

于中等变异。综合得出该滑坡的环境因素均存在不同程度的变异程度,说明该滑坡的环境均在不同程度的变化。同时,为进一步分析滑坡两时间序列与各环境因素之间的相关性,本文再以相关系数为基础指标,评价滑坡变形序列与各环境因素之间的相关性,计算结果如表 2 所示。

表 2 滑坡时间序列与环境参数的相关性

序列类型	降雨量/ mm	降雨强度/ (mm·d <sup>-1</sup> )	库水位/ m	最大变幅/ m	最大升速/ (m·d <sup>-1</sup> )	最小降速/ (m·d <sup>-1</sup> )
位移序列	0.054*	0.054*	0.663**	0.592**	0.276*	0.382**
速率序列	0.080*	0.543**	0.430**	0.075*	0.126*	0.204*

注:\*表示相关;\*\*表示显著性相关。

由表 2 可知,2 时间序列与各环境参数之间的相关性也具有较大的差异,在位移序列中,位移序列与库水位、最大变幅及最小降速之间具有较大的相关性,程度为显著性相关,与其余因素之间是低程度相关;在速率序列中,速率序列与降雨强度和库水位之间具有显著性相关,与其余参数之间只有低程度相关。对比两序列与各环境参数之间的相关性,得二者均与库水位具有较大的相关性,说明库水位对滑坡的变形的影响较大,是其变形的主要影响因素,且结合三峡库区的库水位具有周期性变化的特点,使得滑坡的稳定性也可能会出现周期性的差异变化,这极有可能使滑坡的稳定性出现疲劳减弱。同时,结合 2 时间序列与各环境因素的相关性,在后文一重多因素预测模型的构建过程中,位移序列的输入层环境因素确定为库水位、最大变幅和最小降速,而速率序列的输入层环境因素确定为降雨强度和库水位。

## 2.2 变形预测分析

### 2.2.1 滑坡变形的一重预测

结合本文预测思路,本文采用支持向量机和 BP 神经网络对滑坡的两变形时间序列进行一种预测,两者均是以前 20 周期为训练样本,以第 21—29 监测周期为检验样本,其中支持向量机的回归结构预测模型的预测结果如表 3 所示。

由表 3 可知,2 时间序列在基于支持向量机的变形预测结果具有不同的预测精度,在位移序列中,各预测节点的最大相对误差为 3.09%,最小相对误差为 -2.46%,均值相对误差是 2.39%;在速率序列中,各预测节点的最大相对误差为 4.31%,最小相对误差为 -2.56%,均值相对误差是 3.01%。对比二者的预测结果可知,位移序列的预测精度要高于速率序列的预测精度。同时,利用 BP 神经网络对 2 时间序列进行多因素预测模型,预测结果如表 4 所示。

由表 4 可知,位移序列各预测节点的最大相对误

差为 2.59%，最小相对误差为 -2.77%，均值相对误差是 1.93%；速率序列各预测节点的最大相对误差为 5.79%，最小相对误差为 -4%，均值相对误差是 3.64%，得出在 BP 神经网络的滑坡多因素预测模型中，位移序列的预测精度也是高于速率序列的预测精

度。同时，对比两种回归模型的预测结果可知，位移序列多因素预测模型的预测精度要优于其回归结构预测模型的预测精度，而速率序列多因素预测模型的预测精度要差于其回归结构预测模型的预测精度，说明不同时间序列在不同预测模型中具有不同的适用性。

表 3 回归结构预测模型成果

监测周期	位移序列			速率序列		
	监测值/mm	预测值/mm	相对误差/%	监测值/(mm·d <sup>-1</sup> )	预测值/(mm·d <sup>-1</sup> )	相对误差/%
21	48.3	47.1	2.48	2.20	2.11	4.31
22	58.2	57.3	1.55	9.90	9.59	3.16
23	61.3	59.6	2.77	3.10	3.01	2.81
24	73.1	74.9	-2.46	11.80	11.40	3.41
25	75.0	72.9	2.80	1.90	1.93	-1.81
26	76.5	78.1	-2.09	1.50	1.46	2.44
27	80.0	78.2	2.25	3.50	3.38	3.51
28	81.0	78.5	3.09	1.00	0.97	3.04
29	83.0	81.3	2.05	2.00	2.05	-2.56

表 4 多因素预测模型成果

监测周期	位移序列			速率序列		
	监测值/mm	预测值/mm	相对误差/%	监测值/(mm·d <sup>-1</sup> )	预测值/(mm·d <sup>-1</sup> )	相对误差/%
21	48.3	47.6	1.41	2.20	2.12	3.64
22	58.2	59.8	-2.77	9.90	9.66	2.42
23	61.3	60.1	2.01	3.10	3.01	2.90
24	73.1	71.7	1.92	11.80	11.52	2.37
25	75.0	74.2	1.02	1.90	1.79	5.79
26	76.5	77.9	-1.86	1.50	1.43	4.67
27	80.0	78.4	2.05	3.50	3.38	3.43
28	81.0	78.9	2.59	1.00	1.04	-4.00
29	83.0	81.5	1.79	2.00	1.93	3.50

2.2.2 滑坡变形的二重预测 基于上步的一重预测模型的结果，本文再以 BP 神经网络为理论基础，将一重预测模型的 4 个预测结果作为输入层，以滑坡的

变形值作输出层，再进行滑坡变形的二重预测，旨在进一步提高滑坡变形的预测精度。经过预测得出二重预测的结果如表 5 所示。

表 5 二重预测结果

监测周期	监测值/mm	一重预测相对误差值/%				二重预测结果		
		回归结构预测模型		多因素预测模型		预测值/mm	误差值/mm	相对误差/%
		位移序列	速率序列	位移序列	速率序列			
21	48.3	2.48	4.31	1.41	3.64	48.2	0.07	0.14
22	58.2	1.55	3.16	-2.77	2.42	58.6	-0.42	-0.72
23	61.3	2.77	2.81	2.01	2.90	60.9	0.39	0.64
24	73.1	-2.46	3.41	1.92	2.37	73.5	-0.40	-0.55
25	75.0	2.80	-1.81	1.02	5.79	74.4	0.60	0.80
26	76.5	-2.09	2.44	-1.86	4.67	77.2	-0.70	-0.92
27	80.0	2.25	3.51	2.05	3.43	79.3	0.70	0.88
28	81.0	3.09	3.04	2.59	-4.00	81.5	-0.50	-0.62
29	83.0	2.05	-2.56	1.79	3.50	82.7	0.30	0.36

由表5对比一重预测和二重预测的相对误差值可知,基于一重预测测厚的二重预测,很大程度上提高了预测精度,二重预测的相对误差值均小于1%,预测精度较高,且相比一重预测模型的预测精度,有了极大的提高,综合组合预测的预测精度均是优于单一预测的预测结果,也说明了综合预测的有效性,为滑坡的变形预测提供了一重新的思路。

### 3 结论

(1) 该滑坡所处的环境因素变异性较大,通过变异程度分析得出库水位的最大升速及最大变幅的变形系数值大于1,具有强变异特征;而库水位的变异系数最小,属于弱变异;其余降雨量、降雨强度及最小降速均是属于中等变异。

(2) 通过分析滑坡两变形时间序列与环境因素的相关性,得出滑坡两时间序列与环境因素之间的相关性具有一定的差异,但二者与三峡库水位均具有较大的相关性,说明滑坡的稳定性很大程度上将会受三峡周期性库水位升降的影响。

(3) 通过对滑坡两变形时间序列的一重预测,得出两种预测模型对两时间序列的预测结果各有优势,并利用二重组合预测,对一重预测结果进行了合理的优化统一,提高的预测精度,证明了本文预测方法的有效性,为滑坡变形的预测提供了一种较好的组合预测思路。

### [ 参 考 文 献 ]

- [1] 周超,殷坤龙,曹颖,等.基于诱发因素响应与支持向量机的阶跃式滑坡位移预测[J].岩石力学与工程学报,2015(S2):4132-4139.
- [2] 董辉,陈家博,杨果岳,等.工程先验知识辨识下的滑坡非平稳变形支持向量机预测[J].岩土力学,2012,33(8):2366-2372.
- [3] 林大超,安风平,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(S1):451-458.
- [4] 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.
- [5] 彭令,牛瑞卿,赵艳南,等.基于核主成分分析和粒子群优化支持向量机的滑坡位移预测[J].武汉大学学报:信息科学版,2013,38(2):148-152.
- [6] 武雪玲,任福,牛瑞卿.多源数据支持下的三峡库区滑坡灾害空间智能预测[J].武汉大学学报:信息科学版,2013,38(8):963-968.
- [7] 张群,许强,吴礼舟,等.南江滑坡群体积的BP神经网络模型与预测[J].水文地质工程地质,2015(1):134-139.
- [8] 柯福阳,李亚云.基于BP神经网络的滑坡地质灾害预测方法[J].工程勘察,2014,42(8):55-60.
- [9] 李蔚,盛德仁,陈坚红,等.双重BP神经网络组合模型在实时数据预测中的应用[J].中国电机工程学报,2007,27(17):94-97.
- [10] 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.

(上接第331页)

(2) 多方差分析表明,成活率、保存率、新梢枝生长量和地径种间存在极显著差异。多重比较在0.05的显著水平下,紫穗槐与其他植物种均存在显著差异,蒙古莜与沙地柏间存在显著差异,在0.01显著水平下,蒙古莜、长柄扁桃和沙地柏间差异性不显著。覆沙30cm与覆沙50cm、覆沙70cm均存在显著差异,覆沙50cm和覆沙70cm间差异性均达不到显著水平。

(3) 综合考虑到经济造价以及工程量的大小,确定覆沙50cm是该区域煤矸石山土地复垦及生态恢复植被所需要基质的最佳选择。

### [ 参 考 文 献 ]

- [1] 赵国平,李晖,张洪江,等.神府煤田风沙区采煤塌陷地表环境动态变化的综合评价[J].西安交通大学学报,2012,46(5):137-142.
- [2] 傅耀军,李曦滨,孙占起,等.晋陕蒙能源基地榆神府矿区水土流失综合评价[J].水土保持通报,2003,23(1):32-35.
- [3] 赵国平,左合君,胡春元,等.神府一东胜煤田采煤塌陷区塌陷强度与风沙蚀积量相关分析[J].水土保持研究,2007,14(6):176-180.
- [4] 赵国平,李晖,张洪江,等.榆林市环境负荷的动态分析与预测[J].西安交通大学学报,2012,46(3):126-132.
- [5] 姚伟.神府东胜矿区地质环境综合评价与灾害防治[D].西安:西安科技学院,2002:23-29.
- [6] 王惠亮.浅谈西曲矿采空塌陷地表裂缝的分布特征[J].采矿技术,2006,6(3):358-359.
- [7] 甘兵勇.采煤塌陷对生态环境的影响及对策[J].能源环境保护,2003,17(3):46-47.
- [8] 张锦瑞,陈娟浓,岳志新,等.采煤塌陷引起的地质环境问题及其治理[J].中国水土保持,2007(4):37-39.
- [9] 黄仲青,黄正来,刘晓玲.采煤塌陷区农田复耕技术的研究[J].安徽农业科学,1995,23(2):188-190.