

# 基于灰色最小二乘支持向量机的边坡位移预测

马文涛

(宁夏大学 数学计算机学院, 银川 750021)

**摘要:** 利用边坡实测位移序列预测边坡未来时间的位移, 可以有效地判断边坡的稳定性。在分析了灰色预测方法和最小二乘支持向量机各自的优缺点的基础上, 提出了将二者相结合的一种新的预测模型——灰色最小二乘支持向量机预测模型。新模型既发挥了灰色预测方法中“累加生成”的优点, 弱化了原始序列中随机扰动因素的影响, 增强了数据的规律性, 又充分利用了最小二乘支持向量机求解速度快、易于描述非线性关系的优良特性, 避免了灰色预测方法及模型存在的理论缺陷。同时, 采用遗传算法进行了模型的参数优化, 通过2个工程实例说明灰色最小二乘支持向量机模型预测边坡位移的有效性, 具有较高的精度。

**关键词:** 边坡位移; 灰色模型; 最小二乘支持向量机; 遗传算法; 时间序列

中图分类号: TU 471

文献标识码: A

## Forecasting slope displacements based on grey least square support vector machines

MA Wen-tao

(College of Mathematics & Computer Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

**Abstract:** Based on the displacement sequence of slope, the stability of slope could be judged effectively by forecasting the displacement of slope in the future. Through analyzing advantages and disadvantages of grey forecasting methods and least square support vector machines(LSSVM) respectively, a new forecasting model of grey least square support vector machine was proposed. The new model not only developed the advantages of accumulation generation of the grey forecasting method, weakened the effect of stochastic-disturbing factors in original sequence and strengthened the regularity of data, but also used the quickly solving speed and the excellent characteristics of least square support vector machines for nonlinear relationship and avoided the theoretical defects existing in the grey forecasting model. At the same time, the genetic algorithms were used to optimize the parameters of new model. At last, two engineering examples are given to testify the effectiveness of the grey least square support vector machine method to forecast displacements of slope; the results show that the new model has higher precision.

**Key words:** slope displacement; grey model; least square support vector machines; genetic algorithms; time sequence

## 1 引言

边坡岩土体介质本身是含有大量的节理、裂隙等地质结构面的非连续体, 再加上地下水、降雨量和人类活动等多种外界因素的影响, 往往表现出非均匀性、各向异性以及复杂的非线性等特征, 这使得通过数值方法计算边坡的稳定性变得十分困难。位移是边坡演化过程中反馈出的十分重要信息之一, 用监测的位移进行建模可以对边坡的未来演化规律、发展趋势等进行预测, 可以有效地判断边坡

的稳定性。目前用于边坡位移预测的方法很多, 主要有时间序列模型<sup>[1-2]</sup>、灰色模型<sup>[3-4]</sup>、神经网络模型<sup>[5-6]</sup>、支持向量机<sup>[7]</sup>以及由多种方法联合的组合模型<sup>[8-10]</sup>等。这些方法的核心是建立相应的预测模型, 但由于边坡时间序列复杂的非线性特性, 很难对系统建立理想的预测模型。另外, 边坡工程是一个不确定的混沌系统, 追求边坡发展演化的长期预测是不现实的, 对其短期行为进行一定程度的预测才是真正可行的<sup>[11]</sup>。

考虑到边坡工程是部分信息已知, 部分信息未

收稿日期: 2008-11-07

基金项目: 宁夏自然科学基金资助项目 (No. NZ0823); 宁夏大学自然科学基金资助项目 (No. ZR200702)。

作者简介: 马文涛, 男, 1977年生, 硕士, 副教授, 主要从事岩石力学数值计算方面的工作。E-mail: wt-ma2002@163.com

知的灰色系统, 因此国内外的很多学者采用灰色系统理论对边坡位移进行预测, 并取得了一定的效果。灰色系统理论及方法的核心是灰色模型, 它是以灰色生成函数概念为基础, 以微分拟合为核心的建模方法。灰色理论认为, 一切随机量都是在一定范围内、一定时间上变化的灰色量及灰过程。对于灰色量的处理不是寻求它的统计规律和概率分布, 而是将杂乱无章的原始数据序列, 通过一定的处理方法弱化其波动性, 使之变化为比较符合客观规律的时间序列数据, 再建立用微分方程描述的模型<sup>[9]</sup>。传统的灰色模型主要适用于单调递增或单调递减的指数型时间序列, 但实际的边坡序列要复杂得多, 往往与指数规律差别很大, 这使得预测结果出现较大误差。同时, 对模型参数的求解算法也存在一些理论缺陷, 许多文献对此进行了研究并进行了改进<sup>[12-13]</sup>。支持向量机方法<sup>[14-15]</sup> (Support Vector Machines, SVM) 是近年来发展起来的基于统计学习理论的新型机器学习算法, 非常适合处理小样本、多维数的非线性问题, 已被广泛地应用于模式识别、函数拟合、时间序列建模等诸多领域。在边坡稳定性问题的分析中, 也表现出了良好的性能。最小二乘支持向量机<sup>[15]</sup> (Least Square Support Vector Machines, LSSVM) 是 SVM 的一种改进方法, 由于目标函数中增加了误差平方和项, 以及用等式约束代替不等式约束, 求解过程变成了解一组等式方程, 避免了求解支持向量机过程中耗时的二次型规划问题, 求解速度相对加快。LSSVM 的基本原理见文献<sup>[16]</sup>。

本文提出灰色最小二乘支持向量机模型, 它的基本思想是将灰色 GM(1, 1) 模型与最小二乘支持向量机相结合, 利用灰色预测模型中“累加生成”的优点, 削弱边坡原始数据序列中随机扰动因素的影响,

使离乱的原始数据中蕴涵的规律能够充分显露出来, 增强数据的规律性, 得到便于 LSSVM 学习的具有单调增长规律的新序列, 进而建立新的性能更为优良的预测模型。

## 2 灰色最小二乘支持向量机预测模型

通过监测得到边坡原始位移时间序列:

$$\{x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0\} \quad (1)$$

式中:  $n$  为监测位移样本总数。首先对原始序列按照公式:

$$x_i^1 = \sum_{k=1}^i x_k^0, \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

进行一次累加生成, 得到规律性更强的新序列:

$$\{x_1^1, x_2^1, \dots, x_n^1\} \quad (3)$$

然后, 利用拟合能力更好的 LSSVM 根据新序列建立预测模型。预测的目的是要寻找  $i+p$  时刻的序列值  $x_{i+p}^1$  与前  $p$  个时刻的序列值  $x_i^1, x_{i+1}^1, \dots, x_{i+p-1}^1$  的关系, 即确定映射关系:

$$x_{i+p}^1 = f(x_i^1, x_{i+1}^1, \dots, x_{i+p-1}^1) \quad (4)$$

式中:  $p$  为延迟时间;  $f$  为非线性映射函数。根据 LSSVM 理论, 该序列的非线性关系可描述为

$$x_{n+m}^1 = \sum_{i=1}^{n-p} \alpha_i k(X_{n+m}^1, X_i^1) + b \quad (5)$$

式中:  $x_{n+m}^1$  为第  $n+m$  时刻的序列值;  $X_{n+m}^1$  为  $n+m$  时刻前  $p$  个时刻的序列行向量,  $X_{n+m}^1 = (x_{n+m-p}^1, x_{n+m-p+1}^1, \dots, x_{n+m-1}^1)$ ;  $X_i^1$  为  $p+i$  时刻的序列行向量,  $X_i^1 = (x_i^1, x_{i+1}^1, \dots, x_{i+p-1}^1)$ ;  $k(\cdot)$  为核函数; 系数  $\alpha_i (i=1, 2, \dots, n-p)$ ,  $b$  是通过求解式 (6) 得到。

$$\begin{bmatrix} 0 & x_{p+1}^1 & \dots & x_{n-p+1}^1 \\ x_{p+1}^1 & x_{p+1}^1 x_{p+1}^1 k(X_1^1, X_1^1) + \gamma^{-1} & \dots & x_{p+1}^1 x_{n-p+1}^1 k(X_1^1, X_{n-p}^1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n-p+1}^1 & x_{p+1}^1 x_{n-p+1}^1 k(X_{n-p}^1, X_1^1) & \dots & x_{n-p+1}^1 x_{n-p+1}^1 k(X_{n-p}^1, X_{n-p}^1) + \gamma^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_{n-p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

最后计算累加序列的预测值  $x_{n+m}^1$ , 并对  $x_{n+m}^1$  进行累减还原, 得到原始数据序列  $\{x_i^0\}$  的预测模型:

$$x_{n+m}^0 = x_{n+m}^1 - x_{n+m-1}^1 \quad (7)$$

## 3 模型参数的优化

由前述理论可知, 基于灰色最小二乘支持向量机的预测模型的精度与核函数  $k(\cdot)$ 、核参数、正则

参数  $\gamma$  以及延迟时间  $p$  的选择有着密切关系。核函数的类型很多, 本文选用使用较为广泛、且精度较高的核函数是 RBF 核函数:

$$k(x, z) = \exp(-|x - z|^2 / \sigma^2) \quad (8)$$

正则化数  $\gamma$  能够在平衡训练误差和模型复杂度之间取一个折中, 以使模型具有较好的推广能力; RBF 核参数  $\sigma$  反映了训练样本数据的分布或范围

特性,它确定了局部领域的宽度,延迟时间  $p$  则反映了时间序列前后数据的关联程度,选取不同的延迟时间  $p$  其预测结果也会大不相同。为了获得最佳预测模型,需要得到最佳的参数组合  $(\sigma, \gamma, p)$ 。遗传算法 (Genetic Algorithm, 简称 GA)<sup>[8,17]</sup> 是模拟生物在自然环境中的遗传和进化而形成的一种全局优化概率搜索算法,它克服了传统优化方法的缺点,具有隐含并行性,可以较快地搜索到全局最优解。为此,本文采用遗传算法实现灰色最小二乘支持向量机预测模型的参数优化选择,具体步骤如下:

①将初始时间序列进行累加计算,生成新序列;

②给定参数取值范围:核参数  $\gamma \in (0, 100\ 000\ 000\ 00]$ , 正则参数  $\sigma^2 \in (0, 500\ 00]$ , 延迟时间  $p \in [2, 10]$ ;

③初始化设置:进化代数取为 200 代,群体规模为 20, 杂交率选为 0.6, 变异率选为 0.01 等;

④随机产生一组可能的值作为父代,其中每个个体代表一组模型参数  $(\sigma, \gamma, p)$ ;

⑤将每个个体的参数对  $(\sigma, \gamma, p)$  值依次代入式 (6) 进行计算,得到系数  $\alpha_i (i=1, 2, \dots, n-p)$  和  $b$ ;

⑥将每个个体所对应的系数  $\alpha_i$ 、 $b$  分别代入式 (5) 得出预测值,计算每个个体的适应值:

$$fitness = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (9)$$

式中:  $y_i$ 、 $\hat{y}_i$  分别为真实值和模型输出值;  $N$  为样本个数。

⑦对父代进行遗传操作 (包括选择、交叉、变异操作) 得到新的子代群体;

⑧判断是否满足终止条件,如果满足,则停止计算,输出最优参数,否则,将父代中最好的个体置换子代中最差的个体,将子代转化为父代,然后重复步骤⑤、⑧;

⑨利用得到最优参数组合  $(\sigma, \gamma, p)$ , 计算累加序列的预测值;

⑩按照式 (7), 将累加序列的预测值进行累减还原,得到原始序列的预测值。

## 4 工程实例

### 4.1 卧龙寺滑坡

卧龙寺滑坡<sup>[18]</sup>是一个塬边黄土滑坡,1971 发现裂缝,从该年 3 月 11 日起对其进行变形观测,至 5 月 5 日凌晨 3 时 15 分产生剧滑为止,其 5#裂缝共得到 51 个变形观测值,见表 1。采用灰色最小二乘

支持向量机模型、灰色 GM(1,1)模型以及单一最小二乘支持向量机模型,分别对该边坡观测数据进行预测研究,前 45 个时间序列的数据用于建立模型,后 5 个变化剧烈的数据用作预测比较。

表 1 卧龙寺滑坡位移监测资料 (5#裂缝)

Table 1 Monitoring displacements for landslide (crack #5)

时序	监测数据 / mm	时序	监测数据 / mm	时序	监测数据 / mm	时序	监测数据 / mm	时序	监测数据 / mm
15	1.0	26	7.3	37	10.4	48	17.2	59	28.2
16	1.5	27	7.8	38	10.5	49	17.6	60	30.0
17	1.7	28	8.2	39	10.8	50	18.2	61	31.0
18	2.5	29	8.4	40	11.1	51	19.0	62	32.0
19	3.2	30	8.7	41	12.0	52	19.2	63	33.0
20	4.0	31	9.0	42	13.0	53	20.0	64	42.0
21	4.4	32	9.2	43	13.5	54	23.0	65	47.0
22	5.1	33	9.4	44	14.0	55	24.0	66	61.0
23	5.9	34	10.0	45	15.0	56	25.2		
24	6.3	35	10.1	46	16.1	57	26.0		
25	7.0	36	10.3	47	16.4	58	27.0		

本文模型的最优参数为  $\gamma = 21\ 125\ 800.937\ 2$ ,  $\sigma^2 = 28.757\ 5$ ,  $p = 5$ , 单一最小二乘支持向量机模型是针对原始序列进行学习和预测的,其最优参数也可以通过遗传算法得到:正则参数  $\gamma_1 = 588\ 520.860\ 1$ , 核参数  $\sigma_1^2 = 51.779\ 0$ , 最佳延迟时间  $p_1 = 4$ 。表 2 给出了 3 种模型的预测值与监测值的对比。由表可以看出,灰色 GM(1,1)的预测结果已远远偏离监测值,最大相对误差达到 35.5%,预测精度最差;单一最小二乘支持向量机的预测精度有了很大提高,本文提出的灰色最小二乘支持向量机模型的预测精度最好,最大相对误差仅为 5.85%。

表 2 卧龙寺滑坡位移预测值与监测值的比较

Table 2 Comparison between forecasted and observed displacements of Wolongsi landslide

时序	位移 / mm	灰色模型		LSSVM 模型		灰色 LSSVM 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 / %
62	32	32.962 7	3.01	31.768 7	0.72	31.850 6	4.70
63	33	34.491 6	4.52	31.836 7	3.53	33.953 2	2.89
64	42	36.091 5	14.07	33.911 9	19.26	39.541 5	5.85
65	47	37.765 5	19.65	44.453 2	5.42	49.081 3	4.43
66	61	39.517 2	35.22	62.845 4	3.03	60.454 0	0.90

### 4.2 古树屋滑坡

沪蓉西高速公路湖北省境内宜昌—恩施段在巴东县贺家坪镇内分布有近 7 km 的硬岩中倾顺层边坡,其中古树屋段在 2005 年施工过程中发现边坡有较大变形。为了保障公路安全,对古树屋滑坡进

行监测, 其主滑方向中部 3<sup>#</sup>监测点的变形时序<sup>[19]</sup>见表 3。

表 3 古树屋滑坡位移监测资料(3<sup>#</sup>监测点)  
Table 3 Monitoring displacements of Gushuwu landslide(monitaring point #3)

时序	监测数据 / mm	时序	监测数据 / mm	时序	监测数据 / mm	时序	监测数据 / mm	时序	监测数据 / mm
1	1.44	8	4.74	15	6.47	22	7.30	29	7.43
2	2.54	9	4.83	16	6.71	23	7.32	30	7.48
3	3.35	10	4.97	17	6.91	24	7.34	31	7.55
4	3.92	11	5.20	18	7.06	25	7.35	32	7.64
5	4.29	12	5.50	19	7.16	26	7.36	33	7.75
6	4.52	13	5.84	20	7.22	27	7.38		
7	4.66	14	6.17	21	7.27	28	7.40		

前 28 个数据用于建立模型, 后 5 个数据用于预测比较。分别采用本文模型、灰色 GM(1,1)模型以及单一最小二乘支持向量机模型进行预测研究。灰色最小二乘支持向量机的最优参数为  $\gamma = 8\ 232\ 303\ 740.849\ 4$ ,  $\sigma^2 = 975.511\ 9$ ,  $p = 6$ , 单一最小二乘支持向量机的最优参数为  $\gamma_1 = 7\ 879\ 051\ 920.072\ 7$ ,  $\sigma_1^2 = 30\ 114.860\ 2$ ,  $p_1 = 4$ 。表 4 给出了 3 种模型的预测结果。由表可以看出, 灰色最小二乘支持向量机模型的精度要远远好于其他两种模型的, 与监测结果吻合地非常好。

表 4 古树屋滑坡位移预测值与监测值的比较(3<sup>#</sup>监测点)  
Table 4 Comparison between forecasted and observed displacements of Gushuwu landslide

时序	位移 / mm	灰色模型		LSSVM 模型		灰色 LSSVM 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 / %
29	7.43	8.583 7	15.53	7.4281	0.03	7.4277	0.03
30	7.48	8.821 8	17.94	7.4688	0.15	7.4722	0.10
31	7.55	9.066 5	20.09	7.5423	0.10	7.5494	0.01
32	7.64	9.318 0	21.96	7.6321	0.10	7.6384	0.02
33	7.75	9.576 5	23.57	7.7406	0.12	7.7497	0.00

## 5 结 论

针对边坡位移变动随机性强, 受外界影响因素多以及复杂的非线性等特点, 本文提出了灰色最小二乘支持向量机预测模型对边坡位移进行短期预测, 并对不同预测模型的预测值进行了比较。另外, 本文还提出了采用遗传算法来确定模型参数。通过对两个边坡工程的位移预测研究表明, 传统的 GM(1,1)模型由于其模型本身存在的理论缺陷, 得到的预测结果往往与监测结果相差很大, 很难直接

应用于工程实践; 原始序列采用单一最小二乘支持向量机模型与监测结果很接近, 这反映出了单一最小二乘支持向量机模型非常适合处理边坡变形预测这类小样本、贫信息、多维数的复杂非线性问题; 而本文提出的灰色最小二乘支持向量机预测模型一方面发挥了灰色预测方法中“累加生成”的优点, 削弱了原始数据中的随机性, 增强了规律性。另一方面也充分运用了支持向量机强大的非线性映射能力, 避免了灰色预测方法及模型存在的理论缺陷, 其预测精度要优于 GM(1,1)模型以及单一最小二乘支持向量机模型, 为边坡位移的预测研究提供了一种简便实用而又高效的新方法。

## 参 考 文 献

- [1] 郝小员, 郝小红, 熊红梅, 等. 滑坡时间预报的非平稳时间序列方法研究[J]. 工程地质学报, 1999, 7(3): 279—283.  
HAO Xiao-yuan, HAO Xiao-hong, XIONG Hong-mei, et al. Research on landslide time forecast by the unstable time series method[J]. *Journal of Engineering Geology*, 1999, 7(3): 279—283.
- [2] 刘沐宇, 池秀文, 魏文辉, 等. 时间序列分析法与边坡位移预报[J]. 武汉工业大学学报, 1995, 17(3): 46—49.  
LIU Mu-yu, CHI Xiu-wen, WEI Wen-hui, et al. Time series analysis method and its application to the prediction of slope displacement[J]. *Journal of Wuhan University of Technology*, 1995, 17(3): 46—49.
- [3] 蒋刚, 林鲁生, 刘祖德, 等. 边坡变形的灰色预测模型[J]. 岩土力学, 2000, 21(3): 244—246.  
JIANG Gang, LIN Lu-sheng, LIU Zu-de, et al. Grey forecasting model for slope displacement[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2000, 21(3): 244—246, 251.
- [4] 孙世国, 朱广铁, 王思敬. 露天边坡与山坡复合体变形灰色预测[J]. 辽宁工程技术大学学报, 2002, 21(6): 696—698.  
SUN Shi-guo, ZHU Guang-yi, WANG Si-jing. Grey prediction of combined body deformation for open pit slope and hillside[J]. *Journal of Liaoning Technical University*, 2002, 21(6): 696—698.
- [5] 吕金虎, 陈益峰, 张锁春. 基于自适应神经网络的边坡位移预测[J]. 系统工程理论与实践, 2001, (12): 124—129.  
LÜ Jin-hu, CHEN Yi-feng, ZHANG Suo-chun. Slope

- displacement forecast based on adaptive neural network[J]. **Systems Engineering-Theory and Practice**, 2001, (12): 124—129.
- [6] 刘勇健, 李彰明, 张建龙, 等. 基于遗传-神经网络的深基坑变形实时预报方法研究[J]. **岩石力学与工程学报**, 2004, 23(6): 1010—1014.
- LIU Yong-jian, LI Zhang-ming, ZHANG Jian-long, et al. Real time prediction method based on genetic algorithm and neural network for deformation caused by deep excavation[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2004, 23(6): 1010—1014.
- [7] 刘开云, 乔春生, 滕文彦. 边坡位移非线性时间序列采用支持向量机算法的智能建模与预测研究[J]. **岩土工程学报**, 2004, 26(1): 57—61.
- LIU Kai-yun, QIAO Chun-sheng, TENG Wen-yan. Research on nonlinear time sequence intelligent model construction and prediction of slope displacement by using support vector machine algorithm[J]. **Chinese Journal of Geotechnical Engineering**, 2004, 26(1): 57—61.
- [8] 赵洪波, 冯夏庭. 非线性位移时间序列预测的进化一支持向量机方法及应用[J]. **岩土工程学报**, 2003, 25(4): 468—471.
- ZHAO Hong-bo, FENG Xia-ting. Study and application of genetic-support vector machine for nonlinear displacement time series forecasting[J]. **Chinese Journal of Geotechnical Engineering**, 2003, 25(4): 468—471.
- [9] 刘明贵, 杨永波. 边坡位移预测组合灰色神经网络方法[J]. **中国地质灾害与防治学报**, 2006, 17(2): 74—78.
- LIU Ming-ui, YANG Yong-bo. Application of composite gray neural network method for prediction of slope displacement[J]. **The Chinese Journal of Geological Hazard and Control**, 2006, 17(2): 74—78.
- [10] 唐万梅. 基于灰色支持向量机的新型预测模型[J]. **系统工程学报**, 2006, 21(4): 410—413.
- TANG Wan-mei. New forecasting model based on grey support vector machine[J]. **Journal of Systems Engineering**, 2006, 21(4): 410—413.
- [11] 付义祥, 刘志强. 边坡位移的混沌时间序列分析方法及应用研究[J]. **武汉理工大学学报(交通科学与工程版)**, 2003, 27(3): 473—477.
- FU Yi-xiang, LIU Zhi-qiang. Analytic method and application about chaotic slope deformation destruction Time series[J]. **Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science& Engineering)**, 2003, 27(3): 473—477.
- [12] 张大海, 江世芳, 史开泉. 灰色预测公式的理论缺陷及改进[J]. **系统工程理论与实践**, 2002, 22(8): 1—3.
- ZHANG Da-hai, JIANG Shi-fang, SHI Kai-quan. Theoretical defect of grey prediction formula and its improvement[J]. **System Engineering Theory and Practice**, 2002, 22(8): 1—3.
- [13] 巫德斌, 徐卫亚. 基于 GM(1,1)优化模型的岩石边坡变形预报[J]. **地质灾害与环境**, 2002, 13(4): 60—63.
- WU De-bin, XU Wei-ya. Forecasting of rock slope displacement based on GM(1,1) optimization model[J]. **Journal of Geological Hazards and Environment Preservation**, 2002, 13(4): 60—63.
- [14] VAPNIK V N. An overview of statistical learning theory[J]. **IEEE Transactions on Neural Networks**, 1999, 10(5): 988—999.
- [15] 马文涛. 支持向量机方法在膨胀土分类中的应用[J]. **岩土力学**, 2005, 26(11): 1790—1792.
- MA Wen-tao. Support vector machine for classification and application of expansion soil[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2005, 26(11): 1790—1792.
- [16] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least square support vector machine classifiers[J]. **Neural Processing Letters**, 1999, 9(3): 293—300.
- [17] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2003: 1—16.
- [18] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [19] 沈强, 陈从新, 汪稔. 边坡位移预测的 RBF 神经网络方法[J]. **岩石力学与工程学报**, 2005, 26(增刊 1): 2282—2287.
- SHEN Qiang, CHEN Cong-xin, WANG Ren. Method to forecast displacement slope based on RBF neural network[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2005, 26(Supp.1): 2282—2287.