

岩石力学性态预测的 PSO-SVM 模型

徐 飞^{1,2}, 徐卫亚^{1,2}, 刘 康³, 陈晓鹏³, 王笛剡³

(1. 河海大学 岩土力学与堤坝工程教育部重点实验室, 江苏 南京 210098; 2. 河海大学 岩土工程科学研究所, 江苏 南京 210098;
3. 中国水电顾问集团 成都勘测设计研究院, 四川 成都 610072)

摘要: 传统的固体力学方法在描述岩石的各种地质因素与其力学性态之间的复杂非线性关系时存在困难。引入粒子群算法(PSO)对支持向量机(SVM)进行优化, 提出岩石力学性态预测的粒子群优化支持向量机模型(PSO-SVM)。该模型利用 SVM 来建立岩石地质因素与力学性态之间的非线性关系; 同时利用 PSO 对 SVM 参数进行全局寻优, 避免人为选择参数的盲目性, 从而提高模型的预测精度。将 PSO-SVM 应用到岩石压缩系数的预测中, 并与传统的 BP 神经网络(BP-NN)进行对比分析。结果显示, PSO-SVM 的预测精度较 BP-NN 有较大的提高, 从而表明 PSO-SVM 在岩石力学性态预测中的可行性和有效性。

关键词: 岩石力学; 力学性态; 预测; 压缩系数; 支持向量机; 粒子群算法

中图分类号: TU 45

文献标识码: A

文章编号: 1000 - 6915(2009)增2 - 3699 - 06

FORECASTING OF ROCK MECHANICAL BEHAVIORS BASED ON PSO-SVM MODEL

XU Fei^{1,2}, XU Weiya^{1,2}, LIU Kang³, CHEN Xiaopeng³, WANG Dikai³

(1. Key Laboratory of Ministry of Education for Geomechanics and Embankment Engineering, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China; 2. Research Institute of Geotechnical Engineering, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China;
3. Hydrochina Chengdu Engineering Corporation, Chengdu, Sichuan 610072, China)

Abstract: It is difficult to describe the complex nonlinear relationship between all kinds of geological factors of rock and their mechanical behaviors. A new model for forecasting the mechanical behaviors of rock is proposed by combining the particle swarm optimization(PSO) and the support vector machines(SVM), which is support vector machine based on particle swarm optimization(PSO-SVM). The model, on one hand, uses the nonlinear characteristics of SVM to establish the nonlinear relationship between geological factors of rock and their mechanical behaviors. On the other hand, the penalty factor and kernel function parameter of SVM are optimized by PSO, by which the accuracy of the parameters used in the model is ensured as well as the precision of forecasting result. The model is applied to forecast the coefficient of compressibility of rock and the result is compared with that of back propagation neural network(BP-NN). It is shown that the forecasting precision of PSO-SVM is higher than that of BP-NN, which indicates that the model here is feasible and effective.

Key words: rock mechanics; mechanical behaviors; forecasting; coefficient of compressibility; support vector machines(SVM); particle swarm optimization(PSO)

收稿日期: 2009 - 05 - 19; **修回日期:** 2009 - 07 - 03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50539110); “十一五”国家科技支撑计划重点项目(2006BAB04A02)

作者简介: 徐 飞(1983 -), 男, 2005年毕业于三峡大学土木工程专业, 现为博士研究生, 主要从事岩土工程监测及反馈分析方面的研究工作。E-mail: xfawy@hhu.edu.cn

1 引言

岩石力学性态是指在所处物理化学环境下岩石的强度、变形、动力学及渗透等性质，它与岩石的成岩过程、地质赋存环境以及人工活动等因素密切相关^[1]。目前，研究岩石力学性态的主要方法有现场试验和室内试验两大类。现场试验主要包括原位承压板试验和原位剪切试验以及现场三轴压缩试验和岩体渗透性试验等；室内试验则主要包括单轴和三轴压缩实验、单轴拉伸试验、直接剪切试验和渗透性试验等。然而，无论是现场试验还是室内试验都存在着一个共同的缺陷：在总结实验成果时，难以将影响岩石力学性态的各种地质因素(如矿物成分、颗粒大小和空隙分布情况等)归纳到经验公式中加以分析，从而导致分析结论与实际情况的离散性很大。针对上述情况，人工神经网络(ANN)被引入到岩石力学中来预测岩石的力学性态，并取得了一定的成果^[1~3]。但由于 ANN 是大样本启发式算法，其理论本身存在缺陷，如学习速度较慢，网络结构的选择缺乏理论性指导，对学习样本的要求过高：样本过少时，预测精度较差；样本过多时，陷入维数灾难，泛化性能较差^[4]。近年发展起来的支持向量机(SVM)较好的弥补了 ANN 的不足，为岩石力学智能化研究开拓一条新的研究思路^[5~7]。

SVM 是在统计学习理论的基础上提出的机器学习工具，它遵循结构风险最小化(Structural Risk Minimization, SRM)原理，能较好的处理小样本、高维数和非线性等问题^[8]，被广泛应用于解决模式识别问题和函数拟合问题。SVM 的核参数与惩罚因子对预测效果有较大的影响，但理论自身未给出核参数与惩罚因子的最佳取值方法。粒子群算法(PSO)是根据鸟群觅食行为提出的一种全局智能仿生方法，具有收敛快、人为设定参数少、并行实施、易编程实现等优点。本文针对 ANN 的缺陷，尝试通过 SVM 来预测岩石力学性态，并利用 PSO 对 SVM 的核参数与惩罚因子^[9, 10]进行优化，提出了岩石力学性态预测的粒子群优化支持向量机模型(PSO-SVM)。PSO-SVM 利用 SVM 通过对岩石试验样本的训练建立岩石地质因素与力学性态之间的非线性关系，同时利用 PSO 的全局优化性能对 SVM 参数进行全局寻优，确保了 PSO-SVM 参数的准确性。因此，PSO-SVM 能在有限训练样本的条件下，

保证岩石力学性态的较高预测精度。在介绍 PSO-SVM 的理论、算法和建模步骤后，将其应用到岩石压缩系数的预测研究中。

2 粒子群优化支持向量机模型

2.1 支持向量机

SVM 通过非线性映射将原空间映射至高维特征空间，将搜索到的最优线性回归超平面问题转化为求解凸约束下的凸规划问题^[11]。同时借助核函数将高维空间中的内积运算转为原空间中的核函数运算。

设在精度 ε 内，训练样本集 (\mathbf{x}, \mathbf{y}) 能无误差地用线性回归函数拟合：

$$\mathbf{y}(\mathbf{x}) = [\mathbf{w}\phi(\mathbf{x})] + \mathbf{b} \tag{1}$$

式中： \mathbf{x} ， $\mathbf{y}(\mathbf{x})$ 分别为输入和输出向量， $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}^T$ ， $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_n\}^T$ ，且 $x_i \in R^l$ ， $y_i \in R$ ； n 为样本数； l 为输入向量维数； \mathbf{w} 为权向量； \mathbf{b} 为偏置项； $\phi(\mathbf{x})$ 为某非线性映射。

约束条件为

$$\left. \begin{aligned} y_i - \mathbf{w}\phi(x_i) - \mathbf{b} &\leq \varepsilon + \xi_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \\ \phi(x_i)\mathbf{w} + \mathbf{b} - y_i &\leq \varepsilon + \xi_i^* \quad (i = 1, 2, \dots, n) \end{aligned} \right\} \tag{2}$$

式中： ξ_i 与 ξ_i^* 为松弛变量，用于对拟合误差的协调， $\xi_i > 0$ ， $\xi_i^* > 0$ 。

通过求解如下式所示的规划问题可得最优回归函数，即 $\min_{\mathbf{w}, \xi_i, \xi_i^*} \frac{1}{2}(\mathbf{w}\mathbf{w}^T) + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$ 。其中， C 为惩罚因子， $C > 0$ ，用于控制误差超出 ε 的样本的惩罚程度。

采用对偶理论将其转化为对应的对偶问题，结果如下：

$$\max \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*)K(x_i, x_j) - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^n y_i(\alpha_i - \alpha_i^*) \right]$$

约束条件为

$$\sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \quad (\alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C]) \tag{3}$$

式中： α 和 α^* 均为待求解的 l 维支持向量。

核函数的种类较多，主要有多项式函数，径向基函数以及 Sigmoid 函数等类型。文中采用径向基核函数：

$$K(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / \sigma^2) \quad (4)$$

式中: σ^2 为核参数。

求解如对偶问题所示 QP 的方法有选块法、SMO、分解法等。文中采用 SMO^[12] 求解 α_i , α_i^* , b , 得 SVM 回归模型:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (5)$$

2.2 粒子群优化算法

段晓东等^[13, 14]提出了 PSO, 与 GA 和 ACA 等智能算法类似, PSO 利用个体间的协作与竞争完成复杂空间中最优解的搜索。

在 PSO 中, 粒子群体通过对当前群中最优粒子的追逐完成对复杂空间的搜索, 而粒子的优劣程度则通过适应值函数衡量, 粒子的运动方向和运动距离由转移速度决定。设复杂空间的维数为 m , PSO 的搜索过程通过循环迭代来完成, 每次循环, 粒子 i 通过动态的跟踪自身最优值 $\mathbf{p}_{best} = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}\}$ 及群体最优值 $\mathbf{g}_{best} = \{g_1, g_2, \dots, g_m\}$ 完成其速度和位置的更新。 \mathbf{p}_{best} 表示粒子个体所经历的最优位置(最优解), \mathbf{g}_{best} 表示群体所经历的最优位置(最优解)。

设 $\mathbf{v}_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im}\}$ 与 $\mathbf{x}_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$ 分别为粒子 i 的速度和位置。粒子的转移速度和位置按下式更新:

$$\mathbf{v}_i^{k+1} = \omega \mathbf{v}_i^k + c_1 r(\cdot)(\mathbf{p}_{best} - \mathbf{x}_i^k) + c_2 r(\cdot)(\mathbf{g}_{best} - \mathbf{x}_i^k) \quad (6)$$

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \mathbf{x}_i^k + \mathbf{v}_i^{k+1} \quad (7)$$

式中: k 为迭代次数; ω 为惯性权重系数; $r(\cdot)$ 为(0, 1)之间的随机数; c_1 , c_2 为学习因子。

2.3 粒子群优化支持向量机

SVM 建模时, (C, σ^2) 对模型精度影响较大, 文中采用 PSO 对其进行全局寻优。PSO-SVM 建模步骤如下:

(1) PSO 的参数设置。设置粒子数、循环次数、 ω , c_1 和 c_2 等。

(2) 搜索空间的确定。根据经验和试算确定 (C, σ^2) 的大致范围。

(3) 适应值的计算。定义适应值函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \frac{|u_i - u_i^*|}{u_i} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (8)$$

式中: u_i 为样本 i 的实测值, u_i^* 为样本 i 的预测值。利用粒子所表示的参数建立 PSO-SVM, 并计算其

适应值。

(4) 粒子个体适应值选优。比较粒子个体适应值与其自身最优适应值, 若优于后者, 则替换之。

(5) 粒子群适应值选优。比较粒子个体适应值与群体最优适应值, 若优于后者, 则替换之。

(6) 循环判断。判断算法结束条件, 若满足则结束, 否则更新粒子速度和位置并返回步骤(3)。

(7) 利用优化结果建立 PSO-SVM。

相比 GA, ACA 等方法, PSO 虽具有所需人为设置参数少的优势(PSO 仅需设置 ω , c_1 和 c_2 这 3 个参数, 且一般 $c_1 = c_2$), 但 ω 对 PSO 的效率及收敛性影响较大, 对于 PSO 参数的调节目前仍依赖于试算和经验^[15]。

2.4 岩石力学性态的 PSO-SVM 建模

预测岩石力学性态的过程亦即建立影响岩石力学性态的各种地质因素与其力学性态之间非线性关系的过程。通过收集已有岩样试验结果建立训练样本集 $(x_i, y_i)(i=1, 2, \dots, t)$, 其中 $x_i \in R^l$ 表示岩石力学性态的影响因素, $y_i \in R$ 表示岩石的某种力学性态, 根据 PSO-SVM 理论建立预测模型

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^t (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (9)$$

式中: t 为训练样本个数。

模型建立后, 当输入任意一组岩石试件的影响因素 $x_i \in R^l$, PSO-SVM 即能预测出与之对应的力学性态 $y_i \in R$ 。

相比 ANN, SVM 对训练样本的数量要求大大降低, 但也正因如此, SVM 对样本的质量要求更为严格。样本的准确性和典型性是 PSO-SVM 取得高精度预测结果的前提。

3 岩石力学性态试验应用

岩石的力学性态主要包括岩石的强度特性、变形特征以及渗透性等性质。文中选取岩石的压缩性作为示例来讨论 PSO-SVM 在岩石力学性态预测中的应用及其可行性。岩石的压缩性是岩石在压力作用下体积缩小的特性, 其大小通过压缩系数反映。岩石的压缩系数除了与所受的外界压力密切相关外, 还与岩石自身的裂隙情况、矿物成分及比例、岩石密度等因素关系较大。

3.1 压缩系数影响因素的确定

L. Caruso 等^[16]通过进行大量的砂岩试验研究了砂岩的线弹性压缩系数与其矿物成分和空隙等因素之间的关系,但在总结试验成果时,却未能将上述因素纳进经验公式中。本文借助 PSO-SVM,考虑将上述因素作为模型的输入向量,通过对训练样本的学习来预测岩石的压缩系数。根据已有的试验资料,选定岩石的矿物成分、结晶颗粒平均尺寸、空隙分布、平均空隙比、岩石密度及试件所受压力6个因素作为岩石压缩系数的影响因素。

3.2 PSO-SVM 在压缩系数预测中的应用

为验证 PSO-SVM 预测压缩系数的可行性,收集了 37 个砂岩试验结果组成样本集^[1](见表 1),取

前 30 个样本作为 PSO-SVM 的训练样本,后 7 个样本作为测试 PSO-SVM 精度的测试样本。选取影响压缩系数的 6 个因素共计 11 个指标作为模型的输入向量,3 个正交方向上的压缩系数(a_A, a_B, a_C)依次作为 PSO-SVM 的输出,即依次建立($R^{n'} \rightarrow a_A$), ($R^{n'} \rightarrow a_B$)和($R^{n'} \rightarrow a_C$)3 个映射关系。

基于 VS.NET2008 编写了 PSO-SVM 程序,通过试算确定 PSO 的参数如下:粒子个数为 30,粒子维数为 2,循环次数为 500, w 由 0.95 随循环次数增加线性递减至 0.40,学习因子 $c_1 = c_2 = 2.05$,参数的搜索范围为(0, 300)。其砂岩试验测试样本见表 2。对 7 个试样本的压缩系数进行预测。其预

表 1 砂岩试验训练样本^[1]
Table 1 Training samples of sandstones^[1]

样本序号	矿物成分/%				平均颗粒尺寸/ μm	密度/($\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$)	平均空隙比/%	各种空隙的分布/%			压力/MPa	压缩系数		
	石英	长石	碎屑黏土	其他成分				颗粒间空隙	联通空隙	微空隙		a_A	a_B	a_C
1	80	0	18	2	65	2.01	24.1	34	23	43	10	36.2	43.6	26.0
2	85	8	7	0	175	1.98	23.8	67	11	22	100	32.7	24.0	29.3
3	70	15	12	3	90	2.02	22.7	35	14	51	30	42.0	41.8	43.0
4	83	10	3	4	220	1.78	30.5	72	4	24	50	43.1	40.8	35.0
5	65	5	28	2	95	2.00	23.5	50	10	40	10	64.8	94.2	105.0
6	65	5	28	2	95	2.00	23.5	50	10	40	50	44.1	55.2	54.9
7	65	5	28	2	95	2.00	23.5	50	10	40	100	42.0	51.4	50.1
8	80	9	4	7	80	2.21	15.6	57	26	17	30	25.5	31.8	45.4
9	80	9	4	7	80	2.21	15.6	57	26	17	50	22.6	26.8	36.5
10	80	9	4	7	80	2.21	15.6	57	26	17	100	20.2	22.9	30.9
11	94	0	1	5	120	2.14	17.8	72	13	15	10	46.1	54.2	64.0
12	94	0	1	5	120	2.14	17.8	72	13	15	30	28.9	26.8	32.5
13	94	0	1	5	120	2.14	17.8	72	13	15	100	24.0	22.8	23.1
14	95	3	2	0	170	2.13	18.1	76	14	10	10	40.1	50.5	34.0
15	95	3	2	0	170	2.13	18.1	76	14	10	100	19.9	21.6	18.5
16	95	0	5	0	130	2.03	21.7	76	10	14	30	32.8	29.0	30.2
17	98	0	2	0	350	2.33	10.6	69	17	14	10	24.3	27.6	34.1
18	98	0	2	0	350	2.33	10.6	69	17	14	50	14.1	15.6	15.8
19	96	1	2	1	115	1.94	24.1	70	14	16	30	33.2	35.9	35.4
20	96	1	2	1	115	1.94	24.1	70	14	16	100	25.0	28.8	26.0
21	90	2	1	7	100	2.18	16.8	60	19	21	10	34.3	26.2	36.8
22	90	2	1	7	100	2.18	16.8	60	19	21	50	21.8	24.0	23.2
23	92	0	8	0	120	2.42	8.5	24	13	63	50	27.5	22.2	18.9
24	92	0	8	0	120	2.42	8.5	24	13	63	30	36.5	28.5	22.7
25	90	4	6	0	145	2.01	23.4	69	11	20	10	43.4	44.8	50.0
26	70	15	12	3	90	2.02	22.7	35	14	51	10	86.0	67.2	86.4
27	83	5	8	4	65	1.91	27.3	68	10	22	10	63.6	63.8	65.9
28	83	5	8	4	65	1.91	27.3	68	10	22	30	48.5	47.2	53.8
29	85	8	7	0	175	1.98	23.8	67	11	22	30	49.4	49.8	55.1
30	83	10	3	4	220	1.78	30.5	72	4	24	10	46.8	46.4	38.4

表 2 砂岩试验测试样本
Table 2 Test samples of sandstones

序号	矿物成分/%				平均颗粒尺寸/ μm	密度/ $(\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$	平均空隙比/%	各种空隙的分布/%			压力/ MPa	压缩系数								
	石英	长石	碎屑黏土	其他成分				颗粒空隙	联通空隙	微空隙		实测值			PSO-SVM 预测值			BP-NN 预测值 ^[1]		
												a_A	a_B	a_C	a_A	a_B	a_C	a_A	a_B	a_C
1	94	0	1	5	120	2.41	17.8	72	13	15	50	26.0	24.9	27.0	27.1	24.6	28.5	25.0	25.2	24.3
2	95	0	5	0	130	2.03	21.7	76	10	14	50	31.0	26.4	27.3	32.1	27.9	28.0	30.0	29.4	25.6
3	80	9	4	7	80	2.21	15.6	57	26	17	10	34.4	48.6	82.9	42.2	54.4	79.6	59.9	65.1	87.0
4	96	1	2	1	115	1.94	24.1	70	14	16	10	47.8	50.5	50.4	41.9	55.2	57.7	41.9	39.7	43.9
5	90	4	6	0	145	2.01	23.4	69	11	20	100	29.0	24.3	27.0	30.1	26.1	26.5	28.1	26.8	24.1
6	90	4	6	0	145	2.01	23.4	69	11	20	50	30.5	27.4	30.9	31.2	31.5	32.1	34.8	33.0	32.3
7	75	9	15	1	85	2.96	25.9	40	16	44	30	58.1	57.0	55.1	55.1	60.6	62.9	54.9	61.6	69.9

测结果与实测值的对比见图 1, 典型 PSO 的收敛过程如图 2 所示(压缩系数 a_A 建模时的收敛过程)。

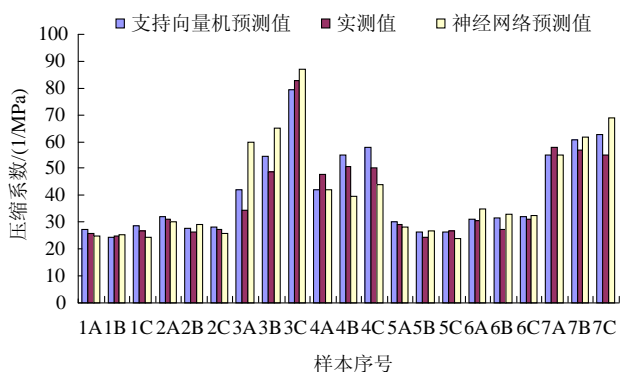


图 1 测试样本的预测结果
Fig.1 Forecasting result of test samples

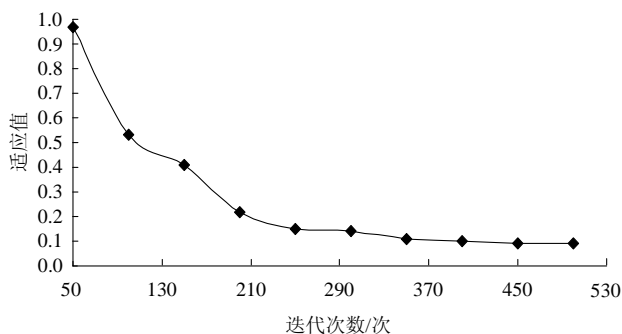


图 2 PSO 收敛过程
Fig.2 Converge process of PSO

为了说明 PSO-SVM 较 BP-NN 的优越性, 将 PSO-SVM 预测结果和 BP-NN 结果做了对比, 结果如图 1 所示。由图 1 可以看出, PSO-SVM 在预测精度上较 BP-NN 有较大幅度的提高。

3.3 预测结果分析

通过本例的应用可知在利用 PSO-SVM 进行岩石力学性态的预测时具有如下特点:

(1) 岩石力学性态的各种影响因素均可以作为 PSO-SVM 的输入向量, 影响因素的个数不受限制。因此, PSO-SVM 能较全面的考虑岩石力学性态和各影响因素之间的关系。

(2) PSO-SVM 的离散性小, 预测精度较 BP-NN 有较大幅度的提高。由表 3 可知, 相对误差小于 10% 和 20% 的样本比例, PSO-SVM 分别为 71.4% 和 95.2%, 而 BP-NN 为 38% 和 76%; PSO-SVM 的最大绝对误差在 0.8 MPa 以内, 最大相对误差小于 23%; PSO-SVM 的平均相对误差为 7.5%, 而 BP-NN 的平均相对误差则近 14.5%。

表 3 砂岩试验测试样本误差
Table 3 Error of test samples of sandstones

样本序号	PSO-SVM 误差						BP-NN 相对误差/%		
	绝对误差			相对误差/%			a_A	a_B	a_C
	a_A	a_B	a_C	a_A	a_B	a_C			
1	1.10	0.30	1.50	4.2	1.2	5.6	3.8	1.1	10.0
2	1.10	1.50	0.70	3.5	5.7	2.6	3.2	11.4	6.2
3	7.80	5.80	3.30	22.7	11.9	4.0	74.0	34.0	4.9
4	5.90	4.70	7.30	12.3	9.3	14.5	12.3	24.4	12.9
5	1.10	1.80	0.50	3.8	7.4	1.9	3.1	10.7	10.7
6	0.70	4.10	1.20	2.3	15.0	3.9	14.1	20.4	4.5
7	3.00	3.60	7.80	5.2	6.3	14.2	5.5	11.4	25.4

(3) 利用智能学习方法对岩石力学性态进行预测都需要有一定数量的试验结果作为训练样本。而试验结果的获取通常需要大量的人力和物力的投入。在有限样本情况下, 基于小样本的 PSO-SVM 预测精度是 BP-NN 难以企及的。

4 结 论

迄今为止, 经典的固体力学方法在处理错综复杂的岩石力学性态问题仍存在一定的困难。为此, 利用新兴的智能学习方法, 通过对有限的试验结果进行学习 and 规律挖掘, 寻求岩石力学性态与各种影响因素之间的非线性关系非常重要。本文的研究工作得到如下结论:

(1) 结合 PSO 和 SVM, 提出了能广泛应用于岩石力学性态预测的粒子群优化支持向量机模型 (PSO-SVM)。

(2) SVM 能较好的描述岩石的各种地质因素与其力学性态之间的非线性关系, 而 PSO 卓越的全局优化性能确保了 PSO-SVM 中参数的准确性。

(3) 将 PSO-SVM 应用到岩石的压缩性预测中, 并与 BP-NN 进行了比较。结果显示, PSO-SVM 在精度上优于 BP-NN, 从而表明了 PSO-SVM 在岩石力学性态预测中的可行性, 为分析和研究岩石力学性态问题开拓了一条新的研究思路。

(4) 在进行岩石力学性态的预测时, 训练样本的获取通常需要大量的人力和物力投入。因此在实际应用中, 基于小样本学习的 PSO-SVM 具有其他方法(如 BP-NN)难以比拟的优越性。

参考文献(References):

- [1] 张 清, 宋家蓉. 利用神经网络预测岩石或岩石工程的力学性态[J]. 岩石力学与工程学报, 1992, 11(1): 35 - 43.(ZHANG Qing, SONG Jiarong. Predicting mechanical behaviors of rock or rock engineering by neural network[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1992, 11(1): 35 - 43.(in Chinese))
- [2] 陈炳瑞, 冯夏庭, 丁秀丽, 等. 基于模式-遗传-神经网络的流变参数反演[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(4): 553 - 558.(CHEN Bingrui, FENG Xiating, DING Xiuli, et al. Back analysis of rheological parameters based on patten-genetic-neural network[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(4): 553 - 558.(in Chinese))
- [3] 宋 飞, 赵法锁. 分级加载下岩土流变的神经网络模型[J]. 岩土力学, 2006, 27(7): 1 187 - 1 190.(SONG Fei, ZHAO Fasuo. Neural network model for rheology of rock and soil under step loading[J]. Rock and Soil Mechanics, 2006, 27(7): 1 187 - 1 190.(in Chinese))
- [4] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.(BIAN Zhaoqi, ZHANG Xuegong. Pattern recognition[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.(in Chinese))
- [5] 赵洪波, 冯夏庭, 尹顺德. 基于支持向量机的岩体工程分级[J]. 岩土力学, 2002, 23(6): 698 - 701.(ZHAO Hongbo, FENG Xiating, YIN Shunde. Classification of engineering rock based on support vector machines[J]. Rock and Soil Mechanics, 2002, 23(6): 698 - 701.(in Chinese))
- [6] 张友良, 冯夏庭, 赵洪波, 等. 基于数据智能可视化分析的滑坡信息化施工研究[J]. 岩土力学, 2003, 24(6): 935 - 939.(ZHANG Youliang, FENG Xiating, ZHAO Hongbo, et al. Study on info-construction of large landslides based on intelligent and visual analysis of monitoring data[J]. Rock and Soil Mechanics, 2003, 24(6): 935 - 939.(in Chinese))
- [7] 徐卫亚, 徐 飞, 刘大文. 位移时序预测的 APSO-WLSSVM 模型及应用研究[J]. 岩土工程学报, 2009, 31(3): 313 - 318.(XU Weiya, XU Fei, LIU Dawen. Study and application of displacement time series forecasting based on APSO-WLSSVM[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2009, 31(3): 313 - 318.(in Chinese))
- [8] VAPNIK V N. An overview of statistical learning theory[J]. Neural Networks, IEEE Transactions, 1999, 10(5): 988 - 999.
- [9] 姜谕男. 基于 PSO-SVM 非线性时序模型的隧洞围岩变形预报[J]. 岩土力学, 2007, 28(6): 1 176 - 1 180.(JIANG Annan. Forecasting nonlinear time series of surrounding rock deformations of underground cavern based on PSO-SVM[J]. Rock and Soil Mechanics, 2007, 28(6): 1 176 - 1 180.(in Chinese))
- [10] 赵洪波, 茹忠亮. 冲击地压预测的 PSO-SVM 模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(增 1): 3 479 - 3 483.(ZHAO Hongbo, RU Zhongliang. PSO-SVM model for prediction of rock burst[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and engineering, 2007, 26(Supp.1): 3 479 - 3 483.(in Chinese))
- [11] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer, 1995.
- [12] JOHN C P. Sequential minimal optimization: a fast algorithm for training support vector machines[R]. Redmond: Technical Report MSR - TR - 98 - 14, 1998.
- [13] 段晓东, 王存睿, 刘向东. 粒子群算法及其应用[M]. 沈阳: 辽宁大学出版社, 2007.(DUAN Xiaodong, WANG Cunrui, LIU Xiangdong. Particle swarm optimization and application[M]. Shenyang: Liaoning University Press, 2007.(in Chinese))
- [14] 周 驰, 高海兵, 高 亮, 等. 粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2003, 20(12): 7 - 11.(ZHOU Chi, GAO Haibing, GAO Liang, et al. Particle swarm optimization(PSO) algorithm[J]. Application Research of Computers, 2003, 20(12): 7 - 11.(in Chinese))
- [15] TRELEA I C. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection[J]. Information Processing Letters, 2003, 85(6): 317 - 325.
- [16] CARUSO L, SIMMONS G, WILKENS R, et al. The physical properties of a set of sandstones part I: the samples[J]. Int. J. Rock Mech. Min. Sci. and Gemech. Abstr., 1985, 22(6): 381 - 392.