

PSO-LSSVM模型在位移反分析中的应用

邬凯¹, 盛谦¹, 梅松华², 李佳³(1. 中国科学院武汉岩土力学研究所 岩土力学与工程国家重点实验室, 武汉 430071; 2. 中南勘测设计研究院, 长沙 410014;
3. 四川大学 水电学院, 成都 610065)

摘要: 提出了一种基于均匀设计原理、最小二乘支持向量机(LSSVM)和粒子群优化算法(PSO)的快速位移反分析方法。该方法利用均匀设计和有限差分法获得学习样本, 再用粒子群算法搜索最优的最小二乘支持向量机模型参数。并用最小二乘支持向量机回归模型建立反演参数与监测点位移值之间的非线性映射关系, 最后用粒子群算法从全局空间上搜索与实测位移最吻合的反演参数。该反演模型利用了粒子群算法高效简单、均匀设计构造高质量小样本以及最小二乘支持向量机的小样本、泛化性能好的特点。将该模型应用于龙滩水电站左岸地下厂房区岩体地应力场的反演分析中, 计算结果与实测的位移值和地应力值均吻合较好, 说明了该模型在岩土工程快速反演分析中具有良好的应用价值。

关键词: 位移反分析; 最小二乘支持向量机; 粒子群算法; 均匀设计; 快速反演

中图分类号: TP 75 **文献标识码:** A

A model of PSO-LSSVM and its application to displacement back analysis

WU Kai¹, SHENG Qian¹, MEI Song-hua², LI Jia³(1. State Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering, Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China; 2. Central South Design and Research Institute for Hydroelectric Projects, Changsha 410014, China;
3. School of Water Resources and Hydropower, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: A displacement back analysis method is proposed by combining uniform design method, the least squares support vector machine (LSSVM) and particle swarm optimization (PSO). The learning samples are produced by uniform design and FLAC^{3D}. The parameters of LSSVM are determined in global optimal by PSO. Thus, the LSSVM with optimal parameters are used to describe the nonlinear relationship between the back analysis parameters and displacements. The PSO is used again to search for the optimal rock mechanical parameters in global ranges. The displacement back analysis method combines the advantages of three algorithms. The PSO has merits such as easy operation, highly active; the LSSVM has merits such as small sample, good generalization and the uniform design method can produce small sample. The model of PSO-LSSVM is used to make back-analysis of in-situ stress field of the underground powerhouse area of Longtan Hydropower Station. By comparison of measured and calculated displacements and in-situ stresses of rock masses, it is shown that the obtained results are satisfactory. The results also indicate that the model can be well applied to the fast displacement back analysis in geotechnical engineering.

Key words: displacement back analysis; least squares support vector machines; particle swarm optimization; uniform design method; fast back analysis

1 前言

岩体力学参数取值和初始地应力场的确定一直是岩土工程研究的热点问题, 它极大地影响着数值计算和工程设计的成果, 其中位移是反映岩土体受力变形形态的重要物理量。基于实测位移反求初始地应力场和岩体力学参数的位移反分析, 综合了数值计算和最优化理论等先进计算技术和方法, 为更

准确地获取初始地应力场和岩体力学参数开辟了新途径^[1-2]。由于传统位移反分析中的正分析计算量大、解的稳定性差, 神经网络和遗传算法等逐渐被引入到位移反分析领域中即利用神经网络建立的非线性模型来代替正分析中的数值计算, 再利用遗传算法搜索与实测位移值最吻合的反演参数, 这种方法已经在智能化位移反分析中得到广泛应用^[3-5]。在神经网络在反演过程中有过拟合、泛化性能不高、

收稿日期: 2008-08-21

基金项目: 国家自然科学基金重大研究计划项目(No. 90715042); 国家自然科学基金资助项目(No. 50579071)。

第一作者简介: 邬凯, 男, 1985年生, 博士研究生, 主要从事岩土工程反演分析与稳定性评价方面的研究。E-mail: waterscu_2008@sina.com

训练速度慢等缺陷,不能满足大型工程快速反演的需要。支持向量机作为近年来发展起来的一种机器学习算法,它采用了结构风险最小化原则^[6],能较好地解决小样本、高维数、非线性和局部极小点等实际问题,逐渐被应用于智能预测和位移反分析领域中^[7-9]。

在位移反分析构造试验样本时,如果构造的样本数量太多,计算量就很大,对于复杂模型的每一次三维正分析计算通常耗时较长,不利于快速反演分析;如果样本数量太少,无法保证反演结果的精度和可靠性。本文尝试采用最小二乘支持向量机与粒子群优化算法结合均匀设计,进行三维快速位移反分析。均匀设计方法^[10]只考虑试验点在试验范围内的均匀分布,可以大幅度降低试验次数,适合于多因素多水平试验,且优于正交设计。最小二乘支持向量机作为一种新的机器学习方法,在处理小样本、非线性问题上具有独特的优势。粒子群算法作为一种新型仿生进化算法,有全局优化、收敛速度快等优点。本文在通过均匀设计和有限差分程序获取试验样本的基础上,利用粒子群算法来优化改进LSSVM模型的参数,以建立最优的待反演参数和位移之间的非线性映射关系,最后再用粒子群算法搜索满足实测位移值的最合适参数。基于监测数据,将此方法应用于龙滩左岸地下厂房三维地应力反演中进行验证。

2 算法原理及样本设计

2.1 LSSVM 回归原理

LSSVM 是 Suykens J.A.K 于 1999 年提出的一种新型支持向量机^[11],它是标准 SVM 的一种扩展,用来解决模式识别问题和回归问题,本文主要利用后者。假设训练样本数据为 $\{x_i, y_i\}$, ($i=1, 2, \dots, k$), $x_i \in R^n$ 为 n 维系统输入向量, $y_i \in R$ 为向量输出值。在高维特征空间中构造拟合数据的最优线性函数为

$$f(x) = w\phi(x) + b \quad (1)$$

式中: w 为权向量; b 为偏置量。非线性映射 $\psi(\cdot)$ 把样本从原空间 R^n 映射到一个高维特征空间 $\phi(x_i)$ 的线性问题求解。在优化目标中选取误差 ξ_i (松弛因子)的二范数作为损失函数,把标准 SVM 的不等式约束变为等式约束,使得 LSSVM 优化问题的最小化函数为

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^k \xi_i^2 \quad (2)$$

约束条件:

$$y_i - w\phi(x_i) = b + \xi_i \quad (3)$$

式中: C 为惩罚因子,是一个调节常数,它能够在训练误差和模型复杂度之间取一个折中,以使所求的函数具有较好的泛化能力。

根据式(2)、(3)建立 Lagrange 求解方程:

$$L(w, b, \xi, a) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^k \xi_i^2 - \sum_{i=1}^k a_i [w\phi(x_i) + b + \xi_i - y_i] \quad (4)$$

式中: a_i ($i=1, 2, \dots, k$) 是 Lagrange 乘子。最优的参数 a 和 b 可以通过 KKT 条件获得

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial b} = 0 &\Rightarrow \sum_{i=1}^k a_i = 0; \quad \frac{\partial L}{\partial \xi} = 0 \Rightarrow a_i = C \xi_i; \\ \frac{\partial L}{\partial w} = 0 &\Rightarrow w = \sum_{i=1}^k a_i \phi(x_i); \\ \frac{\partial L}{\partial a} = 0 &\Rightarrow w\phi(x_i) + b + \xi_i - y_i = 0 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

消去式(5)中的 w 和 ξ , 优化问题转化为求解如下方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & \Theta^T \\ \Theta & \Omega + C^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $y = [y_1, y_2, \dots, y_k]^T$; $a = [a_1, a_2, \dots, a_k]^T$, $\Theta = [1, \dots, 1]^T$; Ω 为一个方阵,其第 i 行第 j 列元素, $\Omega_{ij} = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ 。高维空间的内积计算可以用原输入空间的一个核函数等效,所以在处理非线性问题时可以不作非线性变换,直接采用核函数代替内积计算,即 $K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ 。求得参数 a 和 b 后可得 LS-SVM 的回归模型:

$$f(x) = \sum_{i=1}^k a_i K(x, x_i) + b \quad (7)$$

核函数 $K(x_i, x_j)$ 是满足 Mercer 条件的任意对称函数,常见的核函数有:线性函数、多项式函数、径向基函数。影响最小二乘支持向量机建模精度的因素通常有两个,即核函数的参数取值和惩罚因子 C 的取值。本文通过粒子群算法来优化这两个参数的取值。

2.2 粒子群算法

粒子群优化算法^[12]是一种进化计算技术,它源于对鸟群捕食行为的研究,最早是由 Kenney 与 Eberhart 提出。在 PSO 中,每个优化问题的解都看作搜索空间中的一个粒子,所有的粒子都有一个由被优化的函数决定的适应值,每个粒子还有一个速度决定它们飞翔的方向和距离,然后粒子们就追随

当前的最优粒子在解空间中搜索。PSO 先初始化产生一群随机粒子, 然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中, 粒子通过跟踪两个极值来更新自己。一个是每个粒子在历代搜索中自身所达到的最优解, 被称为个体极值 P_{best} 。另一个是整个粒子群所有粒子在历代搜索中所达到的最优解, 被称为全局极值 g_{best} 。群体中第 i 个粒子在 n 维空间的位置表示为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$, 其速度 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$, 第 i 个粒子的个体极值 $P_{\text{best}} = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{in})$, 整个粒子群的全局极值 $g_{\text{best}} = (g_1, g_2, \dots, g_n)$ 。在找到这两个极值时, 用下式来更新自己的速度和位置:

$$v_i(k+1) = wv_i(k) + c_1 \text{rand}_1(P_{\text{best}} - x_i(k)) + c_2 \text{rand}_2(g_{\text{best}} - x_i(k)) \quad (8)$$

$$x_i(k+1) = x_i(k) + v_i(k+1) \quad (9)$$

式中: c_1 、 c_2 为学习因子, 通常在(0, 2)之间取值; rand_1 和 rand_2 为(0,1)之间的随机数; w 为动量系数, 其值可随算法迭代而变化。

2.3 均匀设计方法

均匀设计是我国数学家方开泰和王元共同提出的, 它是在正交设计的基础上创造出的一种新的适用于多因素、多水平的试验设计方法。均匀设计与正交设计本质上都是在试验范围内挑选代表点的方法。正交设计是根据正交性准则来挑选代表点, 均匀设计只考虑试验点在试验范围内的均匀散布。对于有 x 个因素, 每个因素有 n 个水平的试验, 正交设计至少要求做 n^2 次试验, 而均匀设计的试验次数仅为 n 次。因此均匀设计在全面控制所有可能出现试验组合的基础上, 大幅度降低了试验工作量。在位移反分析中可以根据待反演参数的范围确定试验设计的水平, 再采用相应的均匀设计表^[14]进行试验样本设计。

3 LSSVM 和 PSO 的位移反分析模型

3.1 待反演参数与岩体位移的 LSSVM 模型

本文采用 LSSVM 建立待反演参数与岩体位移之间的非线性映射关系。假设有 k 组训练样本数据 $\{x_i, y_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, k$), $x_i \in R^n$ 为待反演参数, $y_i \in R$ 为计算位移值, 可以建立下面的关系:

$$f: R^n \rightarrow R \quad (10)$$

建模的过程即为寻找上述关系的过程, 根据最小二乘支持向量机理论, 相应的映射模型为

$$f(x) = \sum_{i=1}^k a_i K(x, x_i) + b \quad (11)$$

式中: a 和 b 可以通过解式(6)的线性方程组求出; $f(x)$ 为 LSSVM 模型的位移预测值。本文通过均匀设计和 FLAC^{3D} 数值计算构造样本进行训练, 建立上述的非线性映射关系, 通过分析比较, 选用径向基核函数建立反演模型, 并利用粒子群算法搜索最优的核函数参数 σ^2 和惩罚因子 C 。

3.2 位移反分析目标函数

智能化位移反分析是在由上述方法所建立的映射关系上, 利用智能算法对待反演参数进行全局空间上的搜索, 寻找一组待反演的参数使其相应的位移预测值与实测位移值最接近。对于实际工程的设计和施工来说, 往往取多个监测点的位移值进行反分析, 因此可以把监测点位移预测值与实测值的误差平方和最小作为选择待反演参数的依据^[2], 目标函数可取为

$$F(X) = \sum_{i=1}^n [f_i(X) - y_i]^2 \quad (12)$$

式中: $X = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ 为一组待反演的参数; $f_i(X)$ 、 y_i 分别为第 i 个测点对应的位移计算值和实测值; n 为用于位移反分析的测点数量。

3.3 位移反分析方法及步骤

基于均匀设计和 PSO-LSSVM 的岩土力学位移反分析流程图如图 1 所示, 流程为

①根据工程资料, 确定待反演参数的取值范围, 利用均匀设计构造高质量的小样本计算方案;

②采用 FLAC^{3D} 对构造的每个方案进行计算, 获得每个方案对应的监测点位移值, 将待反演参数作为输入向量 x_i , 位移计算值作为输出向量 y_i , 构成学习样本;

③对粒子群算法进行初始设置, 每个粒子向量对应最小二乘支持向量机的惩罚因子 C 和核参数 σ^2 。将学习样本集既作为训练样本, 又作为检验样本, 代入 LSSVM 进行训练并得到相应的位移预测值, 将预测结果的平均相对误差作为粒子的适应值, 优化 LSSVM 模型参数(C, σ^2);

④将粒子群算法搜索到的最佳参数代入 LSSVM 模型, 建立待反演参数与位移之间最优的非线性映射关系;

⑤利用建立起的待反演参数与位移值之间的非线性映射关系代替正分析中的 FLAC^{3D} 计算, 将位移反分析的目标函数值作为粒子的适应值, 每个粒子向量对应一组待反演的参数, 用粒子群算法搜索与实测位移值最吻合的待反演参数。

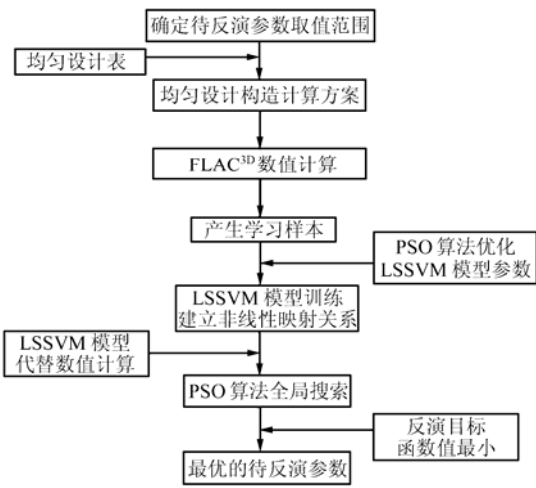


图1 基于均匀设计和 PSO-LSSVM 的位移反分析流程图
Fig.1 Flow of displacement back analysis based on uniform design and PSO-LSSVM

4 工程实例

根据龙滩水电站地下洞室群工程地质特征和试验洞的位置确定计算范围和地质概化模型^[13]。取x、y和z轴的计算范围为500 m×640 m×600 m，其中

x轴与厂房轴线垂直，向下游为正；y轴铅直向上为正；z轴与机组中心线一致，其试验洞开挖概化模型如图2所示。数值计算中材料模型采用弹性Mohr-Coulomb模型。根据地质条件和岩石力学试验结果，各岩组岩石力学参数取值见表1。

本文利用模型试验洞中4个预埋孔和2个非预埋孔的监测数据，将3个阶段开挖引起的位移增量实测值作为反演计算中的实测位移值，对左岸地下厂房区岩体地应力场进行反演分析。

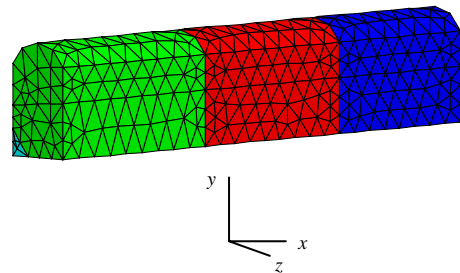


图2 模型试验洞开挖概化图
Fig.2 Simplified excavation model of experimental cavity

表1 地下厂房区各岩层岩石力学参数
Table 1 Parameters of rocks masses in underground powerhouse area

编号	风化状况	岩性	重度 (kN/m ³)	抗拉强度 (MPa)	抗剪强度参数		变形模量 (GPa)	泊松比
					$\phi/(^\circ)$	c/MPa		
1	强风化		25.5	0	36.9	0.49	1.75	0.34
2	弱风化		26.5	0	50.2	1.18	7.00	0.28
3	微风化~新鲜	砂岩		1.5	56.3	2.45	17.5	0.24
		泥板岩	26.8	0.8	47.7	1.48	12.5	0.26
4		砂岩与泥板岩互层		1.3	52.4	1.96	15.5	0.25
		断层	21.0	0	18.0	0.04	0.50	0.34

根据地质勘察资料，龙滩左岸地下厂房区岩层可分为强风化、弱风化和微新岩体。依据对初始地应力实测资料所作的统计分析，认为在工程范围内初始应力场随埋深线性分布。在该地下厂房区，对于强风化岩体，地应力采用自重应力场，即

$$\left. \begin{aligned} \sigma_y &= -\gamma h; \\ \sigma_x &= \sigma_z = -\frac{\mu}{1-\mu} \gamma h \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

式中： γ 为岩体重度； μ 为泊松比； h 为地表至计算点的高程差。对微新岩体，在线性规律分布的假定下初始地应力场分量为

$$\left. \begin{aligned} \sigma_x &= -A_1 - B_1 h; \sigma_y = -A_2 - B_2 h; \\ \sigma_z &= -A_3 - B_3 h \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

式中： A_i 、 B_i ($i=1\sim 3$)为常数。对于弱风化岩体，其应力场由式(13)、(14)插值计算得到。

由于初始应力场对开挖变形影响较大，因此选取地应力分布公式中的系数 A_i 、 B_i 作为待反演参数。根据地应力实测结果确定地应力场分布模型中的参数 A_i 、 B_i ($i=1\sim 3$)的取值范围，每个参数取12个水平。根据均匀设计表，共得到12组计算方案，见表2。

在FLAC^{3D}中模拟12种方案对应的初始应力场，并进行开挖模拟计算，得到12种方案对应的监测点位移值。利用初始应力场参数和监测点位移值组成的12组样本对LSSVM模型进行学习。将学习样本的预测值和计算值的相对误差作为适应性函数，利用粒子群算法搜索到最优的LSSVM参数 $C=980.25$ ， $\sigma^2=2.71$ ，建立初始应力场参数与监测点位移值的非线性映射关系。再将位移反演的目标函数作为粒子群的适应值，设置迭代次数为200，利用粒子群算法在全局空间搜索，得到反演的初始

地应力场, 初始应力场分量为

$$\left. \begin{aligned} \sigma_x &= -0.753\ 9 - 0.042\ 9h; \\ \sigma_y &= -0.318\ 4 - 0.025\ 6h; \\ \sigma_z &= -1.362\ 3 - 0.053\ 0h \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

在 FLAC^{3D} 中对反演获得的初始地应力场进行模拟计算, 得到监测点位移增量值, 并与实测值和 LSSVM 预测值进行对比, 结果如图 3 所示。从图中可以看出, 计算位移增量和 LSSVM 预测值基本吻合, 这说明用 LSSVM 模型可以正确建立待反演参数与位移值之间的非线性映射关系来代替正分析中的数值计算。用反演得到的参数经 FLAC^{3D} 正向计算得出的开挖位移增量和实测位移增量在量值上也基本相当。将实测应力值与计算所得相应点的应力值进行比较分析, 结果见表 3, 可见反演所得应力场与实测应力值也相符。获取样本之后, 在普通台式计算机上利用 PSO-LSSVM 模型进行反演分析的时间仅需 5 min, 表明本文的反演分析方法在实际工程中是可行的, 计算效率高且反演效果较为显著。

表 2 均匀设计方案表
Table 2 The table of uniform design

方案	B ₁	A ₁	B ₂	A ₂	B ₃	A ₃
1	0.039	0.70	0.024	0.50	0.052	1.50
2	0.040	0.80	0.030	0.25	0.048	1.35
3	0.041	0.90	0.023	0.65	0.044	1.20
4	0.042	1.00	0.029	0.40	0.053	1.05
5	0.043	1.10	0.022	0.15	0.049	1.55
6	0.044	1.20	0.028	0.55	0.045	1.40
7	0.045	0.65	0.021	0.30	0.054	1.25
8	0.046	0.75	0.027	0.70	0.050	1.10
9	0.047	0.85	0.020	0.45	0.046	1.60
10	0.048	0.95	0.026	0.20	0.055	1.45
11	0.049	1.05	0.019	0.60	0.051	1.30
12	0.050	1.15	0.025	0.35	0.047	1.15

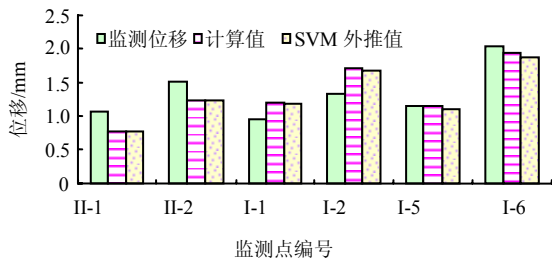


图 3 各监测点位移监测值与反演参数正向位移计算值和 LSSVM 外推预测值比较

Fig.3 Comparison of displacements from monitoring, calculation based on back analysis and LSSVM prediction for each measuring point

表 3 应力实测值与计算值对比
Table 3 Comparison of measured and calculated stress values

测孔号	σ_x /MPa		σ_y /MPa		σ_z /MPa	
	实测值	计算值	实测值	计算值	实测值	计算值
13-4	-5.792	-5.15	-4.000	-4.48	-8.756	-7.99
14-1	-10.514	-8.51	-6.273	-5.40	-12.164	-10.20
2-1	-9.105	-8.21	-5.252	-4.92	-9.473	-9.20
2-3	-6.246	-6.81	-3.398	-3.35	-9.683	-8.13
平均相对误差/%		12.25		8.41		10.95

5 结 论

(1) LSSVM 作为一种新的机器学习方法把标准 SVM 求解凸 2 次规划问题转化为求解一组线性方程问题, 大大提高了机器学习速度, 运算简单, 在处理小样本、非线性问题上有独特的优势。利用粒子群算法可以优化 LSSVM 模型的参数。

(2) 均匀设计适应于多因素、多水平的试验, 可以获得高质量的小样本。均匀设计与 PSO-LSSVM 的结合不仅能有效地降低计算模拟的工作量, 而且能够保证计算的可靠性和反演模型的精度, 适合于进行岩土工程快速反演分析。

(3) 将均匀设计、LSSVM 回归模型和粒子群算法相结合, 在设计小样本的情况下对龙滩水电站左岸地下厂房区地应力场进行了三维位移反演分析, 反演结果与实测值吻合较好, 表明了该方法能较好地解决岩土工程复杂、模糊的非线性问题, 为岩土工程反演分析提供了一种新的思路和方法。

(4) 根据工程需要提出的快速反演方法对计算模型和参数没有特别要求, 可以推广到岩土力学的参数识别和监测反演中去, 特别适应于施工期在工程现场开展快速反馈分析。

参 考 文 献

[1] 杨林德. 岩土工程问题的反演理论与工程实践[M]. 北京: 科学出版社, 1996.

[2] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京: 科学出版社, 2000.

[3] 盛谦, 丁秀丽, 冯夏庭, 等. 三峡船闸高边坡考虑开挖卸荷效应的位移反分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2000, 19(增): 987—993.

SHENG Qian, DING Xiu-li, FENG Xia-ting, et al. Displacement back analysis for the high slope of the Three Gorges Project considering the effect of excavation unloading[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2000, 19(Supp.): 987—993.

- [4] 邓建辉, 李焯芬, 葛修润. BP 网络和遗传算法在岩石边坡位移反分析中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2001, 20(1): 1-5.
DENG Jian-hui, LI Chao-fen, GE Xiu-run. Application of BP network and genetic algorithm to displacement back analysis of rock slopes[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2001, 20(1): 1-5.
- [5] 赵同彬, 谭云亮, 刘传孝. 基于遗传算法的巷道位移反分析研究[J]. 岩土力学, 2004, 25(增刊): 107-109.
ZHAO Tong-bin, TAN Yun-liang, LIU Chuan-xiao. Research on back-analysis of roadway displacement based on genetic algorithms[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2004, 25(Supp.): 1618-1622.
- [6] VAPNIK V N. 统计学习理论的本质[M]. 张学工译. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [7] 赵洪波, 冯夏庭. 位移反分析的进化支持向量机研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(10): 1618-1622.
ZHAO Hong-bo, FENG Xia-ting. Study on genetic-support vector machine in displacement back analysis[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2003, 22(10): 1618-1622.
- [8] 许传华, 任青文, 周庆华. 基于支持向量机和模拟退火算法的位移反分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(22): 4134-4138.
XU Chuan-hua, REN Qing-wen, ZHOU Qing-hua. Displacement back analysis based on support vector machine and Simulated annealing[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2005, 24(22): 4134-4138.
- [9] 王勇, 乔春生, 孙彩红, 等. 基于 SVM 的溶洞顶板安全厚度智能预测模型[J]. 岩土力学, 2006, 27(6): 1000-1004.
WANG Yong, QIAO Chun-sheng, SUN Cai-hong, et al. Forecasting model of safe thickness for roof of karst cave tunnel based on support vector machines[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2006, 27(6): 1000-1004.
- [10] 梅松华, 盛谦, 冯夏庭. 均匀设计在岩土工程中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(16): 2694-2697.
MEI Song-hua, SHENG Qian, FENG Xia-ting. Application of uniform design to geotechnical engineering[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2004, 23(16): 2694-2697.
- [11] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. **Neural Process Letters**, 1999, 9(3): 293-299.
- [12] 高尚, 杨静宇. 群智能算法及其应用[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2006.
- [13] 梅松华, 盛谦, 冯夏庭, 等. 龙滩水电站左岸地下厂房区三维地应力场反演分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(23): 4006-4011.
MEI Song-hua, SHENG Qian, FENG Xia-ting. Back analysis of 3D in-situ stress field of underground powerhouse area of Longtan hydropower station[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2004, 23(23): 4006-4011.
- [14] 方开泰. 均匀设计与均匀设计表[M]. 北京: 科学出版社, 1994.

土木工程地质

著作者: 刘红军 赵兰霞 书号 ISBN 978-7-5084-6184-7 开本 16 开 平装(光膜) 页数 252 页

出版单位: 中国水利水电书店出版社 出版时间: 2009 年 02 月第 1 版第 1 次印刷 定价 29.00 元

本书系统地介绍了工程地质学的基本知识、土木工程建筑中的工程地质问题及工程地质勘察三方面的内容。具体内容包括矿物与岩石、地质构造、地质作用、特殊土、地形与地貌、地下水、不良的地质现象、不同类型的工程地质问题、工程地质勘察方法及原位测试方法、不同类型工程地质勘察要点及工程地质勘察资料整理等。全书共分为十一章, 前十章附有较全面、较详细的思考题。

本书可作为普通高等院校土木工程、道路、桥隧、水电以及海岸工程等专业教学用书, 也可供工程地质、水文地质、土建工程、水电工程等相关专业的科技人员参阅。

(信息来源: 中国水利水电书店出版社网上书店)