

浅埋地下洞室围岩岩体力学参数反分析研究

戴薇^{1, 2}, 石崇^{1, 2}, 张金龙³

(1. 河海大学 岩土力学与堤坝重点实验室, 江苏 南京 210098; 2. 河海大学 岩土工程研究所, 江苏 南京 210098;

3. 中国电建集团 中南勘测设计研究院有限公司, 湖南 长沙 410014)

摘要: 基于随机权重粒子群和最小二乘支持向量机方法建立地下洞室力学参数位移反分析模型, 利用正交试验和 3DEC 模型确定各水平参数的学习样本, 对地下洞室岩体的力学参数进行位移反分析。结果表明: 利用支持向量机方法的非线性映射可以实现力学参数的反分析; 反演得到主厂房围岩方向的侧压力系数 K_x, K_y 为 0.453、0.644; 三类岩体的弹性模量 E_3, E_4, E_5 分别为 10.15、8.20、2.62 GPa; 将反演分析的参数带入 3DEC 模型得到的位移与实测位移相对误差较小, 验证了反演参数的合理性。

关键词: 参数反演; 粒子群方法; 支持向量机方法; 块体离散元

中图分类号: TU459

文献标识码: A

Study on Inverse Analysis of Mechanical Parameters of Surrounding Rock Mass in Shallow Underground Cavern

DAI Wei^{1, 2}, SHI Chong^{1, 2}, ZHANG Jinlong³

(1. Key Laboratory of Geomechanics and Embankment, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China;

2. Institute of Geotechnical Research, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China;

3. PowerChina, Zhongnan Engineering Corporation Limited, Changsha, Hunan 410014, China)

Abstract: Based on random weight particle swarm optimization and least square support vector machine, the displacement inverse analysis model of mechanical parameters of underground cavern was established. The learning samples were determined by orthogonal test and 3DEC model. Using this model, the inverse analysis was carried out. The results show that the inverse analysis of mechanical parameters can be realized by using the nonlinear mapping of support vector machine method. The two lateral pressure coefficients are 0.453 and 0.644, and the elastic modulus of three kinds of rock masses are 10.15, 8.20 and 2.62 GPa. The deviation between the displacement obtained from inverse analysis and on-site measurement is small, which verifies the rationality of the inversion parameters.

Key words: parameter inversion; particle swarm optimization; support vector machine; block discrete element

复杂条件下的大型地下洞室群力学参数的获得, 需要通过反演分析获得相应的参数。传统的反分析方法建立的反分析模型比较复杂且求解难度大, 随着集成智能方法的发展, 智能分析手段和数值模拟方法成为反演分析的重要途径^[1-4]。随着一些新颖的智能优化算法的发展, 学者们将这些方法与反演分

析相结合, 形成了诸多集成智能方法^[5-8]。

基于随机权重粒子群-最小二乘支持向量机方法和离散元数值模拟技术, 建立地下洞室力学参数位移反分析模型。并对江苏溧阳抽水蓄能电站地下洞室主厂房进行反演分析, 用于对地下厂房的稳定性进行评价。

收稿日期: 2018-09-12

基金项目: 国家自然科学基金面上资助项目 (51679071, 41831278); 国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2015CB057903); 江苏省自然科学基金资助项目 (BK20171434)

作者简介: 戴薇 (1995-), 女, 江苏泰州人, 硕士研究生, 主要从事岩体工程数值仿真方面的研究工作。

1 随机权重粒子群-最小二乘支持向量机方法反分析模型

1.2 粒子群算法原理

粒子群优化算法是一种群体智能的优化算法,最早由 Eberhart 和 Kennedy 提出^[9]。所有的粒子和主体都具有一个位置向量和速度向量,并可以根据目标函数来计算当前的所在位置的适应值,逐步迭代,最终整个种群的粒子就会逐步趋于最优解。粒子根据如下的公式来更新自己的速度和新的位置:

$$v_{i,j}(t+1) = wv_{i,j}(t) + c_1r_1[p_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)] + c_2r_2[p_{g,j}(t) - x_{i,j}(t)] \quad (1)$$

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1), j=1, 2, \dots, d \quad (2)$$

式中:其中 w 为惯性权因子, c_1 和 c_2 为正的学习因子, r_1 和 r_2 为 0 到 1 之间均匀分布的随机数。

随机权重粒子群算法将粒子群算法中的惯性权因子设定为服从某种随机分布,可以克服粒子群算法搜索效率低、计算工作量大、易早熟、易陷入局部最优等缺点^[10]。

1.2 支持向量机算法原理

支持向量机算法^[10-12]是建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上的,根据有限的学习样本构建复杂模型,用于获得更好的推广能力。最小二乘支持向量机 (Least squares support vector machine, 简称 LSSVM) 是标准支持向量机的一种扩展,将二次规划问题转化为线性方程组求解,降低了计算的复杂性,提高了求解速度。最小二乘支持向量机的输出为:

$$y(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x_i, x) + b \quad (3)$$

式中: $K(x_i, x)$ 为满足 Mercer 条件的核函数采用的目标函数如下:

$$f(x) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x_i^*)^2}{n}} \quad (4)$$

式中: x_i 为第 i 个预测样本的实测值; x_i^* 为第 i 个预测样本的预测值; n 为预测样本的个数。

1.3 参数反分析模型

根据聂卫平在文献 [10] 中建立的随机权重粒子群-最小二乘向量机模型,基于 Matlab 平台,建立的参数反分析模型步骤如下:

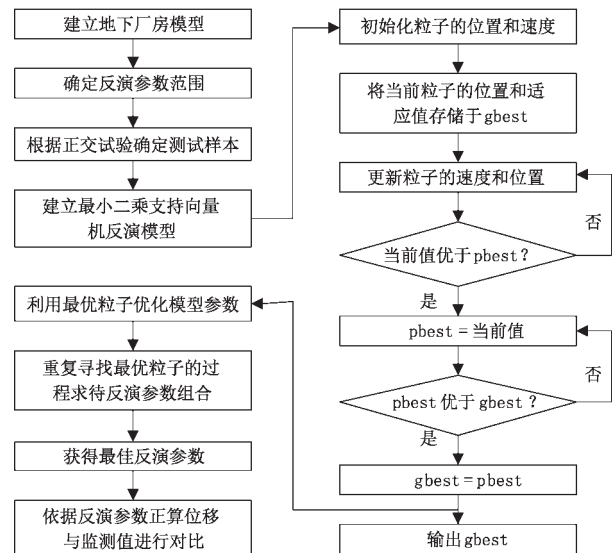


图 1 随机权重粒子群算法和最小二乘支持向量机反分析模型
Fig.1 Random weighted particle swarm optimization and least square support vector machine inversion model

2 基于主厂房开挖过程的参数反分析

江苏溧阳抽水蓄能电站属破碎岩层大型地下厂房洞室群的典型工程。该工程地质条件十分复杂,总体上岩体以完整性较差为主,岩体结构主要为镶嵌碎裂结构,部分属于层状结构,围岩稳定问题突出,施工安全压力大。围岩类别:Ⅲ类占 45%,Ⅳ类占 52%,Ⅴ类约占 3%。对原位监测资料进行统计分析,针对影响洞室稳定性的因素,基于随机权重粒子群-最小二乘支持向量机方法,对两个侧压力系数 (K_x , K_y),三类岩体的弹性模量 (E_3 , E_4 , E_5) 进行反演。

2.1 计算模型

为了研究不同参数下主厂房附近的开挖变形,根据文献 [13],建立如图 2 所示 3DEC 数值模型,进行开挖模拟。模型 XYZ 方向整体尺寸分别为 125.00 m × 219.90 m × 138.35 m。计算模型开挖洞室的外围围岩网格共划分为 3 个区域,越远离洞壁,网格的密度逐渐变大,分别为 2 m、5 m、10 m。

主厂房有 5 个监测断面,分别为 C4(C_{Z0}+143.125)断面, C3(C_{Z0}+90.325)断面、F1(C_{Z0}+65.125)断面、C2(C_{Z0}+37.125)断面、C1(C_{Z0}-20.075)断面。每个断面上选取如图 3 所示 5 个测点,计算各个断面上 5 点间的相对位移量,然后计算目标函数值,作为参数反演的样本。

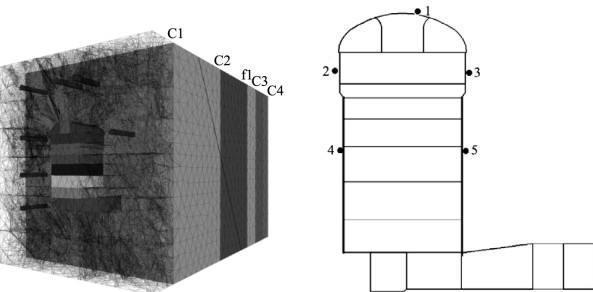


图 2 数值计算模型

图 3 断面监测点示意图

Fig.2 Numerical model

Fig.3 Monitoring points on section

2.2 参数反演方法

根据地质资料，可以确定待反演参数的范围，其中，两个侧压力系数 K_x 为 0.35 ~ 0.5， K_y 为 0.55 ~ 0.7，三类岩体的弹性模量 E_3 为 8 ~ 14 GPa， E_4 为 4 ~ 7 GPa， E_5 为 1 ~ 4 GPa。

为了构造学习样本，采用正交试验^[14]设计参数的试算初始值。共有 5 个参数参与反演，由此确定 5 个因素作为正交试验的影响因素，根据设计院提供的力学参数建议区间以及实测地应力所计算的侧压力系数区间，考虑到反演参数较多，采用四个水平，同时不考虑因素之间的交互作用，即选用 $L_{16}(4^5)$ 正交表，表示 5 个因素，4 个因素水平，需要做 16 次试验，各水平参数组合正交试验方案见表 1。

根据正演计算结果，利用 3DEC 计算各试验方

案下的位移量，得到各参数组合下各断面测点处计算出的残差(目标函数)，作为 LSSVM 算法的训练样本，见表 2，这里只列出正交设计方案正演得出的训练样本，其余设计方案略。

采用训练完毕的 LSSVM 网络，对任意输入的 10000 个参数组合样本进行仿真计算，取误差指标为 10^{-3} ，学习率为 0.001，训练 2 000 ~ 5 000 步即可收敛，图 4 为训练步数与收敛误差关系图。通过仿真训练，可以得到最小残差，该残差所对应的参数组合样本即为使目标函数达到最小值即全局最优值的最佳参数组合。

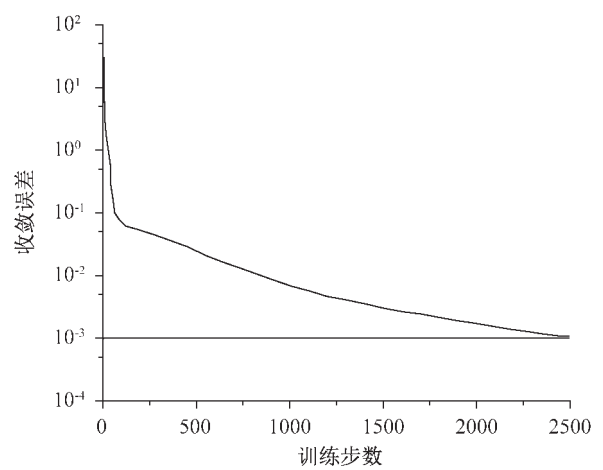


图 4 收敛误差和训练步数的关系

Fig.4 Relationship between convergence error and training steps

表 1 各水平参数组合正交试验方案

Tab.1 Combined orthogonal test scheme of various horizontal parameters

方案	参数	侧压系数 1	侧压系数 2	III 类岩体弹模	IV 类岩体弹模	V 类岩体弹模
		K_x	K_y	E_3/GPa	E_4/GPa	E_5/GPa
1		0.35	0.55	8	4	1
2		0.35	0.60	10	5	2
3		0.35	0.65	12	6	3
4		0.35	0.70	14	7	4
5		0.40	0.55	10	6	4
6		0.40	0.60	8	7	3
7		0.40	0.65	14	4	2
8		0.40	0.70	12	5	1
9		0.45	0.55	12	7	2
10		0.45	0.60	14	6	1
11		0.45	0.65	8	5	4
12		0.45	0.70	10	4	3
13		0.50	0.55	14	5	3
14		0.50	0.60	12	4	4
15		0.50	0.65	10	7	1
16		0.50	0.70	8	6	2

3 反演结果验证分析

将监测位移作为样本输入到已经训练完成的LSSVM 模型中,得到地下厂房洞室围岩的各参数反演结果,两个侧压系数 $K_x=0.453$, $K_y=0.664$, 三类岩弹模 $E_3=10.15\text{ GPa}$, $E_4=8.20\text{ GPa}$, $E_5=2.62\text{ GPa}$ 。

将输出的地下厂房围岩力学参数反演值代入3DEC 模型计算,得到预测四个断面 C1、C2、C3 和 C4 的位移计算值与实际值对比见表 3。

4 结论

1) 利用支持向量机的预测功能,结合粒子群算

法搜索最优参数,可以快速进行参数反分析。

2) 反演得到主厂房围岩两个侧压力系数 K_x , K_y 为 0.453、0.644;三类岩体的弹性模量 E_3 , E_4 , E_5 分别为 10.15GPa、8.20、2.62 GPa。

3) 利用反演参数对 4 个断面进行正分析,得到的各点位移值与现场监测的位移值的最大误差为 13.98%,满足精度要求,可认为应用该模型获得的反演参数较为准确,可为相关研究提供参考。

参考文献:

[1] 冯夏庭,周 辉,李邵军,等.岩石力学与工程综合集成智能反馈分析方法及应用[J].岩石力学与工程学报,

表 2 LSSVM 算法训练样本
Tab.2 LSSVM training samples

方案	参数	侧压 系数 $1K_x$	侧压 系数 $2K_y$	III 类岩体弹 模 E_3/GPa	IV 类岩体弹 模 E_4/GPa	V 类岩体 弹 E_5/GPa	目标函数 值 /mm	位移增量与实测位 移变化相对误差 /%
1		0.35	0.55	8	4	1	12.06	45.25
2		0.35	0.60	10	5	2	9.04	33.92
3		0.35	0.65	12	6	3	7.39	27.73
4		0.35	0.70	14	7	4	7.39	27.73
5		0.40	0.55	10	6	4	12.02	45.10
6		0.40	0.6	8	7	3	9.07	34.03
7		0.40	0.65	14	4	2	9.03	33.88
8		0.40	0.70	12	5	1	7.44	27.92
9		0.45	0.55	12	7	2	12.00	45.03
10		0.45	0.60	14	6	1	9.06	34.00
11		0.45	0.65	8	5	4	17.41	27.80
12		0.45	0.70	10	4	3	5.05	15.92
13		0.50	0.55	14	5	3	17.42	27.84
14		0.50	0.60	12	4	4	12.00	45.03
15		0.50	0.65	10	7	1	9.09	34.11
16		0.50	0.70	8	6	2	12.05	45.22

表 3 参数反演结果
Tab.3 Results of parameter inversion

计算断面	计算点位	实测值 /mm	计算值 /mm	误差 /%	计算断面	计算点位	实测值 /mm	计算值 /mm	误差 /%
C1	1 点	0.83	0.90	-8.43	C2	1 点	26.31	24.32	7.56
	2 点	3.72	3.21	13.7		2 点	7.06	7.20	-1.98
	3 点	15.89	17.0	-6.99		3 点	18.91	18.90	0.05
	4 点	10.8	12.31	-13.98		4 点	54.95	51.02	7.15
	5 点	14.0	12.23	12.64		5 点	27.79	24.21	12.88
C3	1 点	19.32	17.4	9.94	C4	1 点	23.66	20.92	11.58
	2 点	20.24	18.90	6.62		2 点	20.95	22.2	-5.97
	3 点	36.37	36.16	0.58		3 点	112.7	119.90	-6.39
	4 点	44.57	39.79	10.72		4 点	21.81	22.67	-3.94
	5 点	40.69	38.81	4.62		5 点	20.61	22.28	-8.10

- 2007, 26(9): 1737-1744.
- [2] 邢万波, 汤雪峰. 大型地下厂房洞室群监测反馈分析与安全评价技术现状及发展趋势 [J]. 水电站设计, 2014(2): 1-6.
- [3] HOJO A, NAKAMURA M, SAKURAI, S.etal, S. Characterization of non-elastic ground behavior of a large underground power house cavern by back analysis. Int J Rock Mech Min Sci, 1997, 34(3-4): 8.e1-8.e8.
- [4] Feng X T, Hudson J A. The ways ahead for rock engineering design methodologies[J]. International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences, 2004, 41(2): 255-273.
- [5] 许传华, 任青文, 郑治, 等. 索风营水电站地下洞室岩体力学参数的位移反分析 [J]. 岩土工程学报, 2006, 28(11): 1981-1985.
- [6] 董志宏, 丁秀丽, 卢波, 等. 大型地下洞室考虑开挖卸荷效应的位移反分析 [J]. 岩土力学, 2008, 29(6): 1562-1568.
- [7] 黄戡, 刘宝琛, 彭建国, 等. 基于遗传算法和神经网络的隧道围岩位移智能反分析 [J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2011, 42(1): 213-219.
- [8] 胡斌, 冉秀峰, 祝凯, 等. 基于 BP 人工神经网络的隧道围岩力学参数反分析 [J]. 铁道建筑, 2016(7): 70-73.
- [9] EBERHART R, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]// MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. IEEE, 2002: 39-43.
- [10] 聂卫平, 徐卫亚, 王伟. RandWPSO-LSSVM 反演方法及其在大型地下工程中的应用 [J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2013, 44(4): 1626-1633.
- [11] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995: 55-69.
- [12] YONAS B. DIBIKE, SLAVCO Velickov, et al. Model induction with support vector machines: introduction and application[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2001(7): 208-216.
- [13] 石崇, 褚卫江, 郑文棠. 块体离散元数值模拟技术及工程应用 [M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2016: 200-219.
- [14] 刘瑞江, 张业旺, 闻崇炜, 等. 正交试验设计和分析方法研究 [J]. 实验技术与管理, 2010, 27(9): 52-55.

(责任编辑 李新)

上接第 53 页) 于传统 MEA 法 CO₂ 捕集工艺供热流程而言, 新型 MEA 法 CO₂ 捕集工艺供热流程再生塔内的温度曲线更为平滑, 表明新型 MEA 法 CO₂ 捕集工艺更有利于 CO₂ 的快速分离。

3 结论

- 1) 相比于传统 MEA 法 CO₂ 捕集工艺, 燃煤电厂新型 MEA 法 CO₂ 捕集工艺可节约 63.80% 的热量。
- 2) 燃煤电厂新型 MEA 法 CO₂ 捕集工艺的再生塔内温度分布更为均匀, 更有利于 CO₂ 再生过程的快速分离, 具有明显的节能效益。
- 3) 新型 MEA 法 CO₂ 捕集工艺贫液负荷与再沸器热负荷之间成火山口曲线关系, 说明贫液负荷作为变化的操作参数有一最佳值, 在此模型中贫液负荷为 0.26 GJ/t, 可以使当前 CO₂ 捕集系统中再生塔热负荷最小, 在此模型中为 3.70 GJ/t。

参考文献:

- [1] 林宗虎. 中国燃煤锅炉节能减排技术近况及展望 [J]. 西安交通大学学报, 2016, 50(12): 1-5.
- [2] 王立健, 王海涛, 陶向宇, 等. 燃煤机组与燃后碳捕集系统的耦合技术研究 [J]. 华北电力大学学报, 2017, 44(5): 104-110.
- [3] 韩涛, 赵瑞, 张帅, 等. 燃煤电厂二氧化碳捕集技术研究及应用 [J]. 煤炭工程, 2017, 49(5): 24-28.
- [4] 张新军, 徐明海, 唐建峰, 等. MEA-AEP 混合胺液捕集烟气中 CO₂ 实验 [J]. 环境工程, 2018, 36(1): 71-76.
- [5] XU Gang, WU Ying, YANG Yongping, et al. A novel integrated system with power generation, CO₂ capture, and heat supply[J]. Applied Thermal Engineering, 2013(61): 110-120.
- [6] 张丽, 潘振, 张智恩, 等. 一种天然气液化和 CO₂ 捕集相结合的余热回收发电系统 [J]. 化工学报, 2018, 36(1): 1-17.

(责任编辑 李新)