

文章编号:0253-9993(2012)S1-0038-05

基于粒子群优化 BP 神经网络的巷道位移反分析

王雪冬,李广杰,尤 冰,秦胜伍,彭帅英

(吉林大学 建设工程学院,吉林 长春 130026)

摘要:以某煤矿资料为基础,确定出岩体物理力学参数水平,并设计正交试验表。根据巷道边界条件建立几何模型,通过有限元法计算得出的位移值建立起 PSO-BP 神经网络学习样本,从而得到矿山巷道位移反分析预测岩体物理力学参数模型。研究表明:实测位移量与由预测参数计算位移量间的最大误差为 3.27%,通过实测位移值反分析求得的岩体物理力学参数值可信,PSO-BP 神经网络应用于矿山巷道位移反分析是可行的。

关键词:巷道位移;物理力学参数;反分析法;PSO 算法;BP 神经网络

中图分类号:TD263 **文献标志码:**A

Roadway displacement back analysis based on BP neural network optimized by particle swarm

WANG Xue-dong, LI Guang-jie, YOU Bing, QIN Sheng-wu, PENG Shuai-ying

(College of Construction Engineering, Jilin University, Changchun 130026, China)

Abstract: Combined with the example of a coal mine, parameter level of physical and mechanical of rock mass in parameter selection scope was obtained, designed orthogonal test table on this basis. Geometric model was based on roadway boundary conditions, then got the displacement to establish PSO-BP neural network relevant study sample through finite element method, back analysis of displacement for prediction on rock physical and mechanical parameters model was obtained. The calculated result shows that the maximum error between the measured value and calculated displacement value by forecasting parameters is 3.27%. It is credible that physical and mechanical rock parameters can be obtained by means of inverse seeking displacement, so it appears that the PSO-BP network is feasible in mine roadway displacement back analysis.

Key words: roadway displacement; physical and mechanical parameters; back analysis method; PSO algorithm; BP neural network

矿山巷道附近岩体物理力学参数影响巷道工程的设计、施工及采矿的安全。通常是通过常规的现场试验(如压板试验和应力解除技术等)确定的。由于地质条件的复杂性和多变性,岩体参数具有随机性、变异性的特点,并且获取围岩物理力学参数的室内试验与野外试验都有费时费钱的缺点,一般工程难以全部实现。位移反分析法是以工程量测位移为基础信息来反演岩体物理力学参数,它为解决岩土工程的稳定分析和设计中计算参数的确定问题提供了一种实用可行的方法。因此,20世纪70年代位移反分析法

被提出来后就受到岩石力学界和工程地质界的高度重视^[1]。

Flood Ian 等首先采用人工神经网络方法解决了岩土工程的施工工序问题^[2],随后神经网络在岩土工程中的本构关系、隧道开挖、支护工程及参数反分析各个领域得到了推广^[3-4]。近年来,国内以人工神经网络(尤其是BP神经网络)及智能算法为基础的正反分析方法在岩土工程中也得到了广泛的应用^[5-8]。但BP神经网络存在收敛速度慢、容易陷入局部极值等缺点,往往效果较差。

收稿日期:2011-11-15 责任编辑:王婉洁

基金项目:中国博士后科学基金资助项目(20100471265)

作者简介:王雪冬(1984—),男,黑龙江海伦人,博士研究生。E-mail: wxd10@mails.jlu.edu.cn

本文采用 PSO 算法优化 BP 神经网络的权值和阈值,具有搜索全局最优解和收敛速度快的优势。以长春市某煤矿资料为基础,利用有限元法建立巷道的几何模型,基于正交试验方法在容重 γ ,弹性模量 E ,泊松比 μ ,内聚力 C 和摩擦角 φ 的取值范围内设计不同组合来模拟量测点处的巷道位移,同时经过极差分析和方差分析获取待反演参数,建立网络学习样本,最后采用 PSO-BP 神经网络模型建立位移和岩体物理力学参数的非线性关系^[9],正反分析的应用结果表明该方法获得的岩体物理力学参数精度较高,具有一定的推广价值。

1 PSO-BP 神经网络预测模型

BP 神经网络 (Back Propagation) 是 1986 年由 Rumelhart 和 McClelland 的科学家小组提出。BP 神经网络模型拓扑结构包括输入层、隐含层和输出层。BP 神经网络可以看作是一个非线性的函数,网络的输入值和预测输出值即为该函数的自变量和因变量,该网络就表达了自变量到因变量的函数映射关系^[10]。

BP 神经网络具有很好的解决非线性问题的能力,但同时 BP 神经网络存在着容易陷入局部极小、收敛速度慢和泛化性差等缺点,本文采用粒子群算法对其进行优化改进。

1.1 PSO 基本算法

粒子群优化 (Particle Swarm Optimization) 算法是由 Kennedy^[11] 和 Eberhart 于 1995 年提出,以粒子对解空间中最优粒子的搜索来完成的。在一个 D 维空间中的 S 个粒子种群,设种群中第 i 个微粒为 $X_i(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ ($i=1, 2, \dots, S; d=1, 2, \dots, D$); 速度为 $V_i(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$; 个体最优值点,即第 i 个粒子经历历史最好点为 $P_i(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$; 种群的全局最优值点,即群体中所有粒子经历历史最好点为 $P_g(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$ 。对每一代粒子的迭代过程,粒子群按照式 (1) 和式 (2) 更新粒子的速度和位置。

$$v_{id}^{k+1} = \omega_i v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2)$$

式中, k 为迭代次数; c_1, c_2 为加速系数,一般取 2; r_1, r_2 为 2 个独立的介于 $[0, 1]$ 之间的随机数; ω_i 为惯性因子。

由式 (1) 可知粒子更新后的速度 v_{id}^{k+1} 由以下组成:第 1 项是上次更新位置时的速度,起平衡全局和局部搜索的作用;中间项使粒子具有向着自身历史最好位置移动的趋势,避免局部极小;最后一项通过微粒间的信息共享来不断调整自己的位置,搜索到目标

空间的最优解^[12]。PSO 算法原理简单,易于实现,具有全局随机搜索最优解和梯度下降局部细致搜索的特点,并且具有较快的收敛速度。

1.2 PSO 优化 BP 神经网络学习算法

采用 PSO 算法优化 BP 神经网络的权值和阈值,能够改善 BP 神经网络性能,使其不易陷入局部极小,还可以增强泛化性能,提高预测精度。粒子优化的适应度函数 t 为

$$t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m (y_{j,i}^d - y_{j,i})^2 \quad (3)$$

式中, N 为巷道位移训练样本总数; $y_{j,i}^d$ 为第 i 个样本的第 j 个输出节点的岩石力学参数预测值; $y_{j,i}$ 为第 i 个样本的第 j 个输出节点对应参数的实际值; m 为网络输出神经元个数。

PSO-BP 神经网络巷道位移反分析模型流程如图 1 所示,具体过程^[13]为:

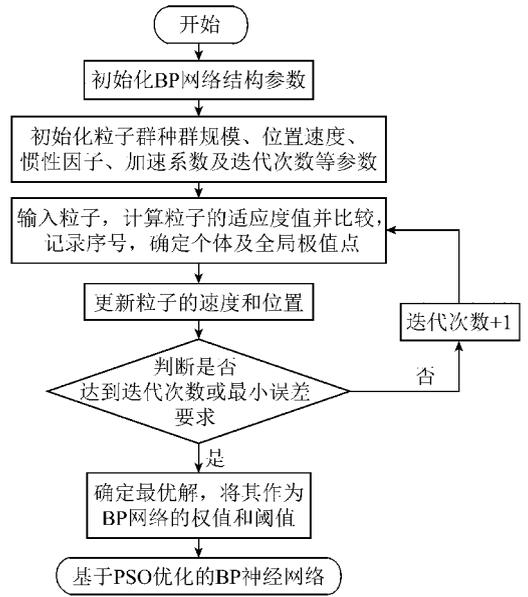


图 1 PSO 优化 BP 神经网络流程

Fig. 1 Flowchart of PSO-BP network

(1) 根据煤矿巷道位移分析得到的训练样本,确定 BP 神经网络的拓扑结构并进行参数初始化;

(2) 由确定的 BP 神经网络,初始化粒子群的相关参数;

(3) 运用 PSO-BP 神经网络开始进行寻优迭代,按照式 (3) 计算出每个粒子相应的个体极值 (即个体极值点的适应度值), 并进行判断比较, 确定出个体及全局极值点;

(4) 用式 (1), (2) 对每一个粒子的速度和位置进行更新;

(5) 判断是否符合结束条件。若迭代次数达到给定最大次数或最小误差要求时, 则停止迭代, 输出

最优解,作为 BP 神经网络的权值和阈值。否则转到步骤(3)。

2 基于 PSO-BP 神经网络模型的巷道位移反分析应用

2.1 工程概况

长春市某煤矿共有 7 个煤层发育,据 VI-VI' 剖面 70-2 钻孔资料,发育地层有第四系全新统、白垩系下统泉头组(K_1q)和侏罗系上统沙河子组(J_3s)。矿区地表第四系松散堆积物厚度 5 m,容重 19 kN/m^3 。

为获取神经网络的学习样本,将选取埋深 150 m 巷道围岩为研究对象,并对其进行数值模拟。为了获取数值模拟的材料属性,通过室内试验得出巷道附近岩体物理力学参数,见表 1。

表 1 围岩岩体参数

Table 1 Parameters of surrounding rock

| 名称 | 容重/ ($\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$) | 弹性模 量/GPa | 泊松比 | 内聚 力/kPa | 摩擦 角/($^\circ$) |
|----|--|--------------|-----|-------------|----------------------|
| 砂岩 | 23.62 | 3.05 | 0.3 | 1 350 | 32.97 |

理论分析可知,地下工程开挖岩体某一部分时,对周围岩体的应力和位移有明显影响的范围是结构与岩体作用面的轮廓尺寸的 2.5~3.0 倍。本文所研究巷道形状为矩形,尺寸为 $4 \text{ m} \times 3 \text{ m}$ 。经过分析多个模型的应力和位移分布图,可确定简化模型模拟范围为 $30 \text{ m} \times 28 \text{ m}$,简化几何模型^[14-15]如图 2 所示。在巷道周围剖分单元格较为密集,外围剖分单元格相对疏松,共划分 910 个节点。将模型上部岩体自重应力简化为均布荷载施加在上部边界,荷载量为 $3 520 \text{ kPa}$ 。模型的左右边界限制水平位移,下边界限制水平和垂直位移。在巷道顶板中间位置布置量测点,模拟计算位移量为 u_{1y} ,测点布置位置如图 3 所示。

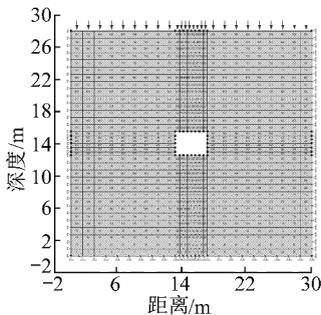


图 2 有限元几何模型

Fig. 2 Finite element geometry model

在数值模拟过程中,水平应力等于自重应力与侧压力系数的乘积:

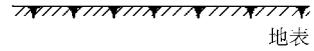


图 3 测点布置

Fig. 3 Layout of measuring points

$$\sigma_h = K_0 \sigma_z \quad (4)$$

$$K_0 = \frac{\mu}{1 - \mu} \quad (5)$$

式中, σ_h 为水平应力; K_0 为侧压力系数; σ_z 为自重应力。

采用莫尔-库仑(Mohr-Coulomb)准则作为塑性屈服准则。由于该煤矿已经停产,在考虑加荷条件时,按照一次加荷作用完成。

2.2 优化目标函数

利用最小误差函数作为目标函数,通过迭代优化逐次修正待定参数的试算值,直到逼近最优值,建立目标函数^[16]为

$$J(x) = \sum_{i=1}^W [f_i(x) - u_i]^2 \quad (6)$$

式中, x 为反演参数; $f_i(x)$ 为在第 i 个量测方向上发生的位移量的计算值; u_i 为在第 i 个量测方向上发生的位移量的实测值; W 为位移监测点的总个数。

2.3 正交试验设计

由于参数随着地质条件的改变具有变异性和随机性,在取值范围内进行全面试验又较为复杂,而正交试验法是研究多因素多水平的一种设计方法,基于正交性原则从全面试验中挑选出部分有代表性的点进行试验。

利用正交试验法确定岩体物理力学性质时,选取的试验因素有 γ, E, μ, C 和 φ ,结合室内试验的岩体取值范围,将试验因素分为 3 个试验水平,具体见表 2。

表 2 试验因素及其水平

Table 2 Factors of the orthogonal table and their levels

| 水平 | γ / ($\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$) | E / GPa | μ | C / kPa | φ / ($^\circ$) |
|----|---|--------------|-------|--------------|-----------------------------|
| 1 | 22.0 | 2.8 | 0.32 | 1 100 | 26 |
| 2 | 23.5 | 3.0 | 0.29 | 1 600 | 33 |
| 3 | 25.0 | 3.2 | 0.26 | 2 100 | 40 |

为了便于估计试验误差,设计正交表的列数应大于因素个数,因而本文设计采用正交表 $L_{18}(3^7)$,经有限元法对各个试验进行正向模拟得出位移量见表 3。

表 3 模拟试验结果

Table 3 The results of simulation test

| 方案 | $\gamma/$ ($\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$) | $E/$ GPa | μ | $C/$ kPa | $\varphi/$ ($^{\circ}$) | 空列 | 空列 | 位移 量/cm |
|----|--|-------------|-------|-------------|------------------------------|----|----|------------|
| 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1.973 9 |
| 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1.968 1 |
| 3 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 1.946 2 |
| 4 | 2 | 1 | 1 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1.973 9 |
| 5 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 1 | 1.968 1 |
| 6 | 2 | 3 | 3 | 1 | 1 | 2 | 2 | 2.003 4 |
| 7 | 3 | 1 | 2 | 1 | 3 | 2 | 3 | 2.108 7 |
| 8 | 3 | 2 | 3 | 2 | 1 | 3 | 1 | 2.075 9 |
| 9 | 3 | 3 | 1 | 3 | 2 | 1 | 2 | 1.727 2 |
| 10 | 1 | 1 | 3 | 3 | 2 | 2 | 1 | 2.224 2 |
| 11 | 1 | 2 | 1 | 1 | 3 | 3 | 2 | 1.842 3 |
| 12 | 1 | 3 | 2 | 2 | 1 | 1 | 3 | 1.845 1 |
| 13 | 2 | 1 | 2 | 3 | 1 | 3 | 2 | 2.083 2 |
| 14 | 2 | 2 | 3 | 1 | 2 | 1 | 3 | 2.075 9 |
| 15 | 2 | 3 | 1 | 2 | 3 | 2 | 1 | 1.727 2 |
| 16 | 3 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | 2 | 2.224 2 |
| 17 | 3 | 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 3 | 1.842 3 |
| 18 | 3 | 3 | 2 | 1 | 2 | 3 | 1 | 1.845 1 |

正交试验结果极差分析:各因素对位移影响的主次顺序为弹性模量、泊松比、内聚力、容重和内摩擦角。方差分析:结合工程实用性,选取检验水平 $\alpha =$

0.05 时,对位移影响较明显作用的因素为弹性模量、泊松比,而内聚力、内摩擦角和容重对位移影响不显著。因而设计位移可反演参数为弹性模量、泊松比。

2.4 PSO-BP 神经网络反分析

将表 3 数值模拟位移值作为 BP 神经网络结构的输入值,岩体物理力学参数弹性模量和泊松比作为目标输出值,BP 神经网络结构中输入、输出层节点数分别为 1 个和 2 个,隐含层设定为 4 个,建立了两层 BP 网络结构,输入层与隐含层之间采用 S 型函数,隐含层与输出层之间采用纯线性函数^[17-18]。需要优化的权值和阈值一共有 $1 \times 4 + 1 \times 4 + 2 + 4 = 14$ 个,故 PSO 算法的粒子维数为 14,选取学习因子 $c_1 = c_2 = 2$,种群规模为 20。设置最大训练次数 2 000,期望误差 0.001,用第 1 节的 PSO-BP 模型进行巷道位移的反分析,计算结果见表 4。

2.5 反分析结果

内聚力、内摩擦角和容重参数的变化对位移值的影响较小,其值采用室内试验数据作为常量参加计算。取现场监测位移数据代入已学习好的神经网络进行计算,得到物理力学参数结果,然后将反分析得出的参数值带入有限元模型中进行正演分析^[19-20],计算得到位移值,并检验误差。

表 4 反分析结果

Table 4 Back analysis results

| 实测位移 值/cm | 反演参数 | | | | | 计算位移 值/cm | 误差/% |
|--------------|--|----------------|---------|----------------|----------------------|--------------|-------|
| | $\gamma/(\text{kN} \cdot \text{m}^{-3})$ | E/GPa | μ | C/kPa | $\varphi/(^{\circ})$ | | |
| 1.359 | 23.62 | 3.804 | 0.333 4 | 1 350 | 32.97 | 1.403 5 | 3.27 |
| 1.508 | 23.62 | 3.926 | 0.289 2 | 1 350 | 32.97 | 1.506 3 | -0.11 |
| 1.702 | 23.62 | 3.380 | 0.309 0 | 1 350 | 32.97 | 1.678 1 | -1.40 |

2.6 结果分析

以长春市某煤矿巷道的变形问题为基础,采用基于正交试验的反分析方法,经极差分析和方差分析方法得到顶板变形的主要影响因素为弹性模量和泊松比,内聚力、内摩擦角和容重对巷道顶板变形影响较小。

通过表 4 的实测位移与计算位移(由反分析得到岩体参数进行正演分析的计算位移)结果对比可以发现,平均误差为 1.59%,最大误差仅为 3.27%,二者吻合程度好。通过上述算例研究可知,将 PSO 优化的 BP 神经网络应用于巷道位移反分析计算岩体物理力学参数值是可行的,也表明了极差分析和方差分析的结果是可信的。

3 结 论

(1)将粒子群算法与 BP 神经网络相结合,提出了巷道位移反分析的 PSO-BP 模型。该 PSO-BP 神经网络模型具有一定的全局优化能力,收敛效果较好,结构较稳定。

(2)将 PSO-BP 神经网络应用于巷道围岩位移反分析计算,结果表明位移反分析效果理想,计算得出的岩体物理力学参数值是可信的。

(3)本文主要结合长春市某煤矿巷道位移的反分析问题,在正交试验设计时未考虑参数间的交互作用,可进行进一步探讨,以期达到矿山巷道位移反分析可靠的推广效果。

参考文献:

- [1] 杨志法,熊顺成,王存玉,等.关于位移反分析的某些考虑[J].岩石力学与工程学报,1995,14(1):11-16.
Yang Zhifa, Xiong Shuncheng, Wang Cunyu, et al. Some consideration of back analysis from displacements [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1995, 14(1): 11-16.
- [2] Ian Flood, Nabil Katram. Neural networks in civil engineering I: principles and understanding [J]. Journal of Computing in Civil Engineering A, 1994, 8(2): 131-148.
- [3] Shi Jingsheng, Ortigao J A R, Bai Junli. Modular neural networks for predicting settlements during tunneling [J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 1998, 124(5): 389-395.
- [4] Zaman M, Hossain M, Faruque M. Creep constitutive modeling of rock salt and evaluation of model parameters using optimization technique [J]. Indian Geotechnical Journal, 1997, 27(3): 221-240.
- [5] 冯夏庭,张治强,杨成祥,等.位移反分析的进化神经网络方法研究[J].岩石力学与工程学报,1999,18(5):529-533.
Feng Xiating, Zhang Zhiqiang, Yang Chengxiang, et al. Study on genetic neural-network method of displacement back analysis [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1999, 18(5): 529-533.
- [6] 易达,徐明毅,陈胜宏,等.人工神经网络在岩体初始应力场反演中的应用[J].岩土力学,2004,25(6):943-946.
Yi Da, Xu Mingyi, Chen Shenghong, et al. Application of artificial neural network to back analysis of initial stress field of rock masses [J]. Rock and Soil Mechanics, 2004, 25(6): 943-946.
- [7] 李守巨,刘迎曦,王登刚.基于遗传算法的岩体初始应力场反演[J].煤炭学报,2001,26(1):13-17.
Li Shouju, Liu Yingxi, Wang Denggang. Inversion procedure of initial stress fields in rock masses based on genetic algorithm [J]. Journal of China Coal Society, 2001, 26(1): 13-17.
- [8] 梁宁慧,瞿万波,曹学山.岩质边坡结构面参数反演的免疫遗传算法[J].煤炭学报,2008,33(9):977-982.
Liang Ninghui, Qu Wanbo, Cao Xueshan. A back analysis method for fault surface parameters in slope using immunization genetic algorithm [J]. Journal of China Coal Society, 2008, 33(9): 977-982.
- [9] 赵同彬.基于遗传算法的巷道位移反分析研究[D].济南:山东科技大学,2004:36-42.
Zhao Tongbin. Research of roadway displacement back-analysis based on genetic algorithms [D]. Jinan: Shandong University of Science and Technology, 2004: 36-42.
- [10] 史峰,王小川,郁磊,等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析 [M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2010:1-2.
Shi Feng, Wang Xiaochuan, Yu Lei, et al. MATLAB neural network 30 cases analysis [M]. Beijing: Beihang University Press, 2010: 1-2.
- [11] Kenned J, Ebemart R C. Partical swarm optimization [A]. Proceeding of 1995 IEEE International Conference on Neural Networks [C]. New York: IEEE, 1995: 192-194.
- [12] 常爱英,吴铁军,包鑫,等.基于最小二乘支持向量机的动力配煤着火特性预测模型[J].煤炭学报,2010,35(8):1380-1383.
Chang Aiyong, Wu Tiejun, Bao Xin, et al. Ignition characteristic prediction model for blending coal based on least squares support vector machine [J]. Journal of China Coal Society, 2010, 35(8): 1380-1383.
- [13] 蔡金锭,付中云.粒子群神经网络混合算法在负荷预测中的应用[J].高电压技术,2007,33(5):90-93.
Cai Jinding, Fu Zhongyun. Application of particle group and neural network hybrid algorithm in load forecast [J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(5): 90-93.
- [14] 丁德馨.地下采场围岩刚度与强度参数的正交反演方法[J].中国矿业,1998,7(6):47-50.
Ding Dexin. An orthogonal inversion approach to determining the stiff and strength parameters of rock surrounding the underground stope [J]. China Mining Magazine, 1998, 7(6): 47-50.
- [15] 丁德馨,杨仕教,孙钧.岩体弹塑性模型力学参数对位移的影响度研究[J].岩石力学与工程学报,2003,22(5):697-701.
Ding Dexin, Yang Shijiao, Sun Jun. Studies of influence degree of mechanical parameters on displacements in elasto-plastic model for rock mass [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003, 22(5): 697-701.
- [16] 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,1996:213-218.
Yang Linde. Inversion theory of geotechnical problems and engineering practice [M]. Beijing: Science Press, 1996: 213-218.
- [17] 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 Jianhui, Li C F, Ge Xiurun. 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.
- [18] 张志军,丁德馨,毕忠伟,等.位移反分析的 ANN 方法与 ANFIS 方法的比较分析[J].采矿与安全工程学报,2008,25(2):159-163.
Zhang Zhijun, Ding Dexin, Bi Zhongwei, et al. Comparison of ANN-based with ANFIS-based approaches for back analysis of displacement [J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2008, 25(2): 159-163.
- [19] 王小杰,张世颀,陈勇,等.云岭隧道围岩物理力学参数正演反分析[J].华中科技大学学报(城市科学版),2007,24(2):78-80.
Wang Xiaojie, Zhang Shibiao, Chen Yong, et al. Direct back analysis of physical and mechanical parameters of Yunling tunnel surrounding rock [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Urban Science Edition), 2007, 24(2): 78-80.
- [20] 余方威.基于 BP 神经网络的岩质边坡位移反分析及其应用研究[D].成都:西南交通大学,2010:46-48.
Yu Fangwei. Displacement back analysis for rock slope based on BP neural network and its application research [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2010: 46-48.