

基于BP神经网络的凿岩爆破参数优选

王新民, 赵彬, 王贤来, 张钦礼

(中南大学 资源与安全工程学院, 湖南 长沙, 410083)

摘要: 为了得到合理的凿岩爆破参数, 使用BP神经网络进行优选。经过简化, 以炮孔间距和排距作为输入因子, 以总炸药单耗作为综合输出因子; 通过有限次的爆破正交试验, 建立网络学习、训练样本, 优选出最佳的网络模型; 增加各输入因子水平, 组合成预测、优选样本, 从而搜索出最优的凿岩爆破参数。以新桥硫铁矿为例, 优选出炮孔间距为1.30 m, 排距为1.10 m, 预测总炸药单耗为0.459 7 kg/t, 比原炸药单耗(0.828 8 kg/t)降低44.53%。
关键词: 凿岩爆破; 参数; BP神经网络; 综合输出因子; 正交试验

中图分类号: TD235.4

文献标识码: A

文章编号: 1672-7207(2009)05-1411-06

Optimization of drilling and blasting parameters based on back-propagation neural network

WANG Xin-min, ZHAO Bin, WANG Xian-lai, ZHANG Qin-li

(School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: Back-Propagation neural network was used to optimize the drilling and blasting parameters. In the process of simplification, the interval and row-space of holes were used as the input data and the sum of unit explosive consumption was confirmed to be the synthesized output data. Some learning and training samples were established by the numbered orthogonal blasting tests to get the best network mode. The best parameters were gotten using the selected network, according to the forecasted and optimized samples formed by combining the more levels of the parameters. BP neural network mode was used in Xinqiao Pyrite Mine. The results show that the best interval and row-space of holes are 1.30 m and 1.10 m, respectively, the sum of forecasted unit explosive consumption is 0.459 7 kg/t, which is 44.53% lower than the former (0.828 8 kg/t).

Key words: drilling and blasting; parameters; Back-Propagation neural network; synthesized output data; orthogonal test

凿岩爆破工艺是矿山生产过程中最重要的环节之一, 合理的凿岩爆破参数是保证安全、高效回采的重要前提^[1]。凿岩爆破参数较多, 包括矿岩的物理力学性质(如抗压抗剪强度、节理发育程度、地下水含量等)、炸药特性(如爆炸威力、爆速、猛度等)、爆破工艺技术(如孔间距、排距、堵塞长度、装药结构、起爆方式等); 而且爆破效果的评价指标也较多, 如凿岩工

作效率、大块率、单位长度炮孔崩矿量、炸药总耗量等。因此, 凿岩爆破参数的选择是一个多层次、多因素、多目标的复杂决策过程, 爆破效果与参数间存在着极其复杂的不确定性和非线性关系。而传统的凿岩爆破参数选择仅考虑单个或某几个因素, 与相似矿山类比而定, 带有极大的主观性和随机性; 而有些研究者进行凿岩爆破试验时, 只能从现有试验组中找出相

收稿日期: 2008-09-10; 修回日期: 2009-12-02

基金项目: 国家科技支撑计划项目(2006BAB02A03)

通信作者: 王新民(1957-), 男, 安徽安庆人, 教授, 博士生导师, 从事采矿、安全与充填方面的研究; 电话: 13548695036; E-mail: zhaobin529127@sina.com

对较优者,无法实现参数的真正最优化^[2-3]。BP 神经网络具有很强的多层次、非线性映射能力,能较好地解决少数据、贫信息和不确定性问题,且不受非线性模型的限制^[4-6],适用于凿岩爆破参数的预测和优选。而最优的输入、输出因子以及学习、训练样本是建立合理、高效的 BP 神经网络模型的前提^[7-8]。在此,本文作者对凿岩爆破参数、评价指标进行简化,获得最优的输入、输出因子;以爆破正交试验为基础,获得有效的学习和训练样本,从而建立凿岩爆破参数 BP 神经网络预测和优选模型。

1 BP 神经网络预测和优选模型

1.1 输入和输出因子简化

大量研究表明,在矿岩的物理力学性质和炸药特性一定的情况下,炮孔间距和排距是影响爆破效果的最主要因素,若炮孔间距和排距过大,则产生大量大块岩石,二次破碎量大,危险性大,从而装车困难,增加炸药消耗量,降低生产效率,有的甚至导致炮孔拒爆,使已有工程报废;若炮孔间距和排距过小,则凿岩爆破工程量大,粉矿量多,炸药及爆破能量浪费,导致粉矿难以回收,采矿成本升高,有的甚至发生相邻排面炮孔击穿现象,使已有工程报废。因此,确定凿岩爆破参数主要有炮孔间距 a 和排距 W (即最小抵抗线),它们可作为网络的输入因子。

而主要的爆破效果评价指标有大块率、每米炮孔崩矿量 y_m 和总炸药单耗 y_q 。

a. 大块率可以通过每循环崩落矿石中大块(一般认为最大几何尺寸大于或等于 600 mm)矿石所占的比例来计算,常采用照相法确定。该法具有操作简单、在多次重复的条件下精度较高等优点。

b. 每米炮孔崩矿量 y_m 即每循环崩落矿石量 T 和炮孔总长度 L 的比值, $y_m=T/L$ 。

c. 总炸药单耗 y ,包括一次炸药单耗 y_{q1} 与二次炸药单耗 y_{q2} 。 y_{q1} 表示崩落矿石时每循环装药量 Q 与崩落矿石量 T 的比值, $y_{q1}=Q/T$; y_{q2} 表示在采场内对不合格大块进行破碎的炸药消耗量。

若炸药性能、规格、装药长度、装药密度一定,则炮孔总长度确定后,装药量也就相应确定,故一次炸药单耗与每米炮孔崩矿量实际上是一个问题的 2 个方面,研究时不宜重复考虑,一般选用前者。大块率

与一次炸药单耗(或每米炮孔崩矿量)、二次炸药单耗是相互矛盾的,一般地,孔网参数越大,一次炸药单耗就越低(或每米炮孔崩矿量就越大),大块率就越高,从而使二次炸药单耗增加,反之亦然。因此,在进行神经网络预测输出时,必须综合考虑大块率、一次炸药单耗和二次炸药单耗,制定一个综合评价输出因子。为满足放矿和运输要求,必须对大块进行二次破碎。大块率与二次炸药单耗密切相关^[9],若能够将所测定的大块率转换成二次炸药单耗,与一次炸药单耗相加得出总炸药单消耗,作为评价爆破参数的综合评价指标,则可使网络体系大大简化。

国内矿山的生产实践表明,大块率与二次炸药单耗间存在着一定的相关关系,相互换算是可行的。表 1 和图 1 所示为国内部分矿山大块率与二次炸药单耗的关系,可见,河北铜矿二次炸药单耗明显高于其他矿山炸药单耗,若将其作为特例予以剔除,则大块率与二次炸药单耗之间可近似回归成以下线形关系(相关系数为 0.84):

$$y_{q2} = -0.01 + 0.01y_d = 0.01(y_d - 1) \quad (1)$$

将大块率换算成二次炸药单耗,与一次炸药单耗相加,得到总炸药单耗 y_q ,作为爆破参数优化的评价指标,即为神经网络的惟一输出因子。

表 1 部分矿山大块率与二次炸药单耗关系表

Table 1 Relationship between agglomerate rate and the second unit explosive consumption in some mines

序号	矿山名称	大块率 $y_d/\%$	二次炸药单耗 $y_{q2}/(\text{kg}\cdot\text{t}^{-1})$
1	桃林铅锌矿	14.20	0.20
2	大长长坡矿	25.00	0.33
3	易门狮子山	27.50	0.25
4	河北铜矿	25.00	0.70
5	中条山胡家峪	21.50	0.17
6	中条山篦子沟	27.50	0.20
7	凤凰山矿	20.00	0.15
8	向山硫铁矿	8.50	0.02
9	大庙铁矿	5.00	0.03
10	镜铁山铁矿	17.50	0.10
11	符山铁矿	5.00	0.08
12	易门风山矿	9.00	0.06

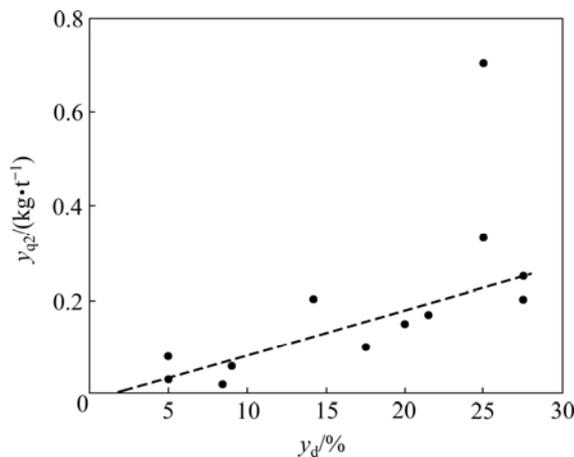


图1 部分矿山大块率 y_d 与二次炸药单耗 y_{q2} 之间的关系
 Fig.1 Relationship between agglomerate rate and second unit explosive consumption in some mines

1.2 学习和训练样本的确定

据所得出的简化后的BP神经网络预测输入和输出因子, 根据目标矿山的具体生产情况, 为输入因子(炮孔间距、排距)选择若干个合理的水平, 建立正交试验表, 进行有限次正交试验; 统计爆破一次炸药单耗和大块率, 求得输出因子即总炸药单耗, 最终得到BP神经网络的学习和训练样本。

但是, 正交试验所进行的组合是有限的, 而且往往没有包含最优水平组合。因此, 必须对输入因子水平进行细化, 增加输入因子参数水平组合情况, 作为优化参数预测、优选的样本, 以此得到最优的凿岩爆破参数。

1.3 BP神经网络模型

本研究的输入因子有2个, 输出因子有1个, 则由Kolmogorov定理可得隐含层神经元个数应该为5~12, 建立模型时, 应对多种隐含层神经元的BP神经网络收敛速度和预测误差进行比较, 选出适合的隐含层神经元数, 再进行预测^[10]。

由于各个指标互不相同, 原始样本中各向量的数量级差别很大, 为计算方便和防止部分神经元达到饱和状态, 应对样本进行归一化处理, 即 $x' = (x - \min(x)) / (\max(x) - \min(x))$ 。归一化后的数据都处于[0, 1]区间内, 则BP神经网络隐含层的神经元传递函数采用“S”型正切函数 tansig , 输出层神经元传递函数采用“S”型对数函数 logsig ^[11-12]。预测后输出的是归一化后的结果, 为了使其更加直观, 应进行反归一化, 即 $x = x'(\max(x) - \min(x)) + \min(x)$ 。

凿岩爆破参数的BP神经网络预测和优选模型算法流程如图2所示。

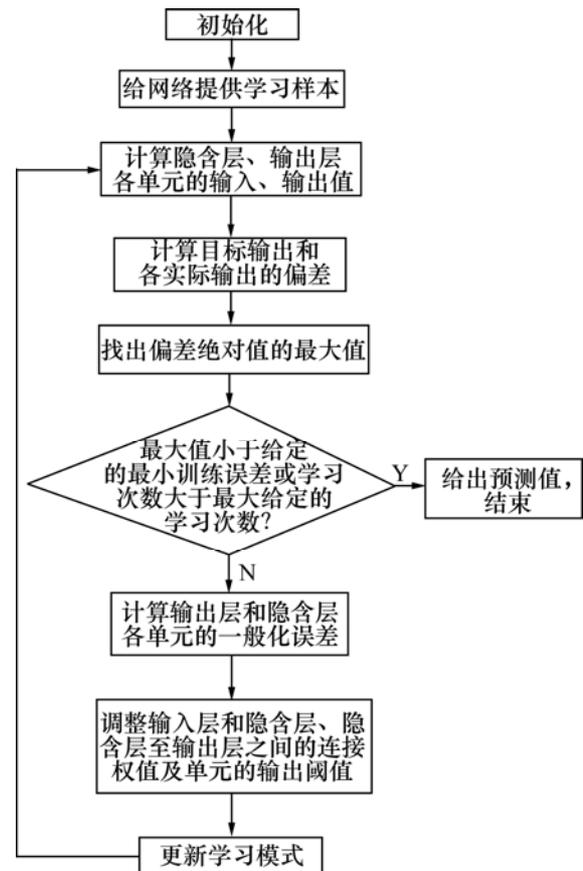


图2 神经网络算法流程图

Fig.2 Flow chart of arithmetic in neural network

2 应用实例

以新桥硫铁矿为例, 用BP神经网络进行凿岩爆破参数预测和优选。新桥硫铁矿采用机械化上向水平分层充填法开采, 引入BOOMER281型液压凿岩台车凿钻上向平行孔进行崩矿。但是, 由于没有进行凿岩爆破参数的研究, 仍采用过去的参数, 导致大块率高, 炸药单耗量大(达0.828 8 kg/t), 采矿成本高。为此, 进行参数优选, 正交试验选择在W523和W525矿柱采场进行。

2.1 正交试验

根据新桥硫铁矿的矿岩情况, 选择3种比较典型的炮孔间距 a 和排距 W 水平组合进行正交试验, 从而选用可安排二因素、三水平试验的 $L_9(3^4)$ 正交表, 试验水平如表2所示。

按照试验设计安排, 在采场爆破、充分通风后, 进入采场测定崩落矿量, 对矿堆拍照(用标尺标明参照比例), 以计算一次炸药单耗和大块率^[13], 结果见表3。对表3中的大块率用式(1)转换成二次炸药单耗, 与一

表 2 试验因素与水平

Table 2 Factors and levels of test

水平	因素	
	孔间距 a/m	排距 W/m
1	0.90	0.7
2	1.10	1.00
3	1.30	1.30

表 3 爆破参数优选试验结果(训练样本集)

Table 3 Optimization test results of blasting parameters (samples of training)

试验序号	孔间距 a/m	排距 W/m	一次炸药单耗 $y_{q1}/(kg \cdot t^{-1})$	大块率/%	二次炸药单耗 $y_{q2}/(kg \cdot t^{-1})$	总炸药消耗量 $y_q/(kg \cdot t^{-1})$
1	0.90	0.70	0.41	10.80	0.11	0.52
2	1.10	0.70	0.43	13.50	0.13	0.56
3	1.30	0.70	0.38	16.30	0.15	0.53
4	0.90	1.00	0.29	14.40	0.13	0.42
5	1.10	1.00	0.30	18.80	0.18	0.48
6	1.30	1.00	0.27	20.40	0.19	0.46
7	0.90	1.30	0.22	19.20	0.18	0.40
8	1.10	1.30	0.24	22.40	0.21	0.45
9	1.30	1.30	0.21	28.50	0.28	0.49

次炸药单耗相加得总炸药单耗，即为学习样本输出向量。因此，表 3 提供了 9 组 BP 神经网络的训练样本。

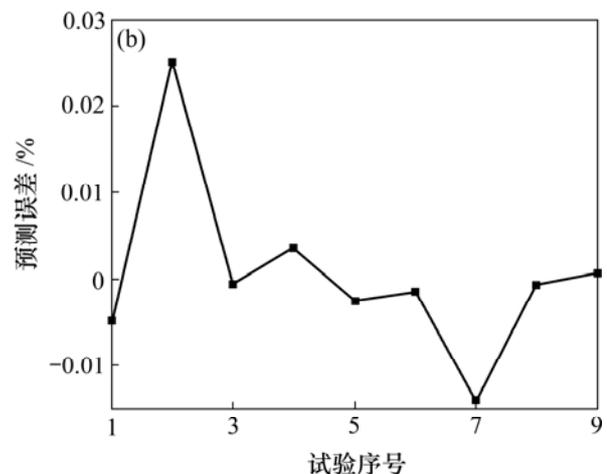
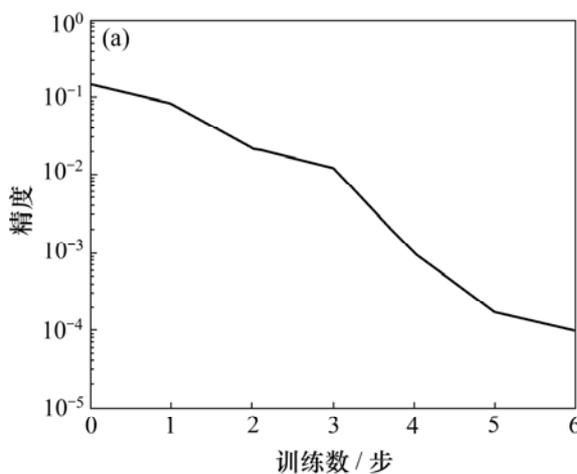
2.2 预测和优选

建立 BP 神经网络，隐含层神经元个数如下：对实验 5, 8 和 11，以表 3 提供的 9 组数据为训练样本，分别检查网络性能，得出网络训练误差、预测误差曲线，如图 3~5 所示。由图 3 可见，当隐含层神经元个数为 5, 8 和 11 时，分别经 6, 6 和 9 步运算即达到精度要求，前两者网络的收敛速度略高于后者的收敛速度，而三者的最大预测误差分别为 0.025, 0.017 和 0.006，后者预测误差远低于前两者预测误差。经综合考虑，隐含层神经元个数取 11，网络的收敛速度较快，预测误差较小，除第 7 次外，误差均很小。

为了搜索出最优的凿岩爆破参数，将炮孔间距进一步细分为 0.90, 1.00, 1.10, 1.20 和 1.30 共 5 个水平，排距进一步细分为 0.70, 0.80, 0.90, 1.00, 1.10, 1.20 和 1.30 共 7 个水平，总计 35 种组合，以此为预测、优选样本进行搜索，结果见表 4。预测和优选结果表明：

a. 隐含层是 BP 神经网络的重要结构之一，隐单元数太多会导致学习时间过长，误差不一定最小，导致容错性差，不能识别以前没有看到的样本；合理的隐含层神经元个数是保证 BP 网络高速度、高精度预测、优化的必备条件；建立多种隐含层结构(隐单元数目)，并对网络性能进行对比，是获得最优 BP 网络结构的有效途径。

b. 用训练好的 BP 神经网络对多水平输入因子组



(a) 训练精度曲线；(b) 预测误差曲线

图 3 BP 神经网络性能曲线(隐单元数为 5)

Fig.3 Capability curves of BP neural network (Concealed cell number is 5)

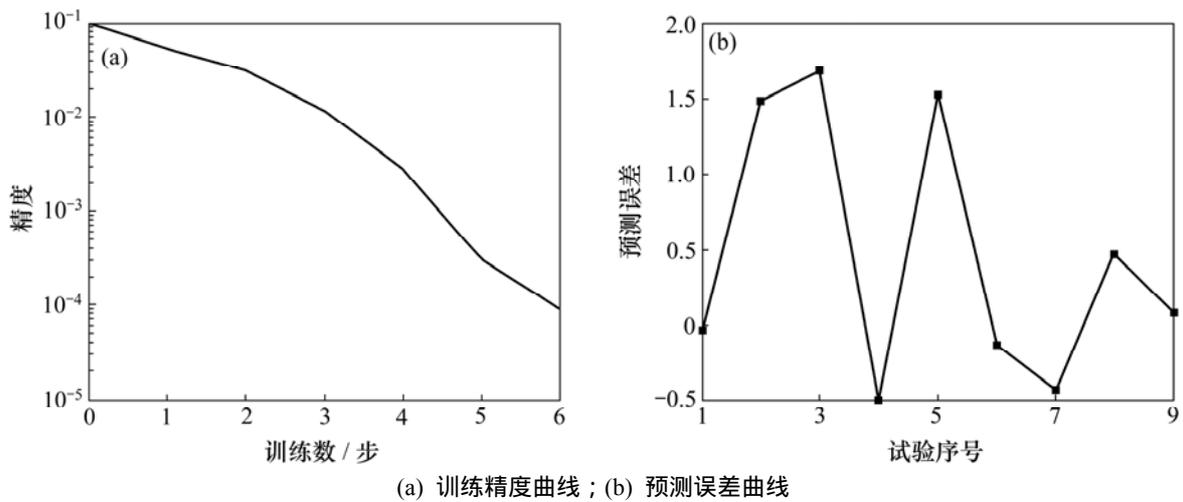


图 4 BP 神经网络性能曲线(隐单元数为 8)

Fig.4 Capability curves of BP neural network (Concealed cell number is 8)

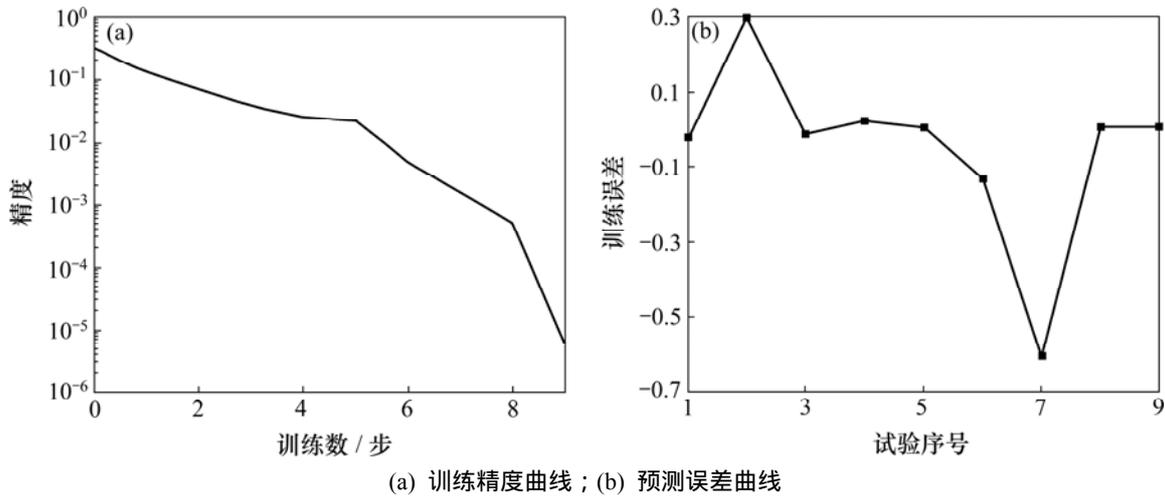


图 5 BP 神经网络性能曲线(隐单元数为 11)

Fig.5 Capability curves of BP neural network (Concealed cell number is 11)

表 4 总炸药单耗量 y_q 搜索结果

Table 4 Search results of the sum of unit explosive consumption $y_q/(kg \cdot t^{-1})$

炮孔排距 W/m	孔间距 a/m				
	0.90	1.00	1.10	1.20	1.30
0.70	0.520 0	0.557 7	0.559 5	0.558 4	0.530 0
0.80	0.535 3	0.558 0	0.555 1	0.521 8	0.445 6
0.90	0.491 3	0.538 5	0.502 9	0.504 9	0.460 8
1.00	0.420 0	0.473 3	0.480 0	0.481 7	0.460 2
1.10	0.406 7	0.444 3	0.474 2	0.458 1	0.459 7
1.20	0.401 5	0.443 8	0.465 9	0.445 8	0.462 9
1.30	0.401 0	0.446 1	0.450 0	0.443 7	0.490 0

合情况进行搜索, 可以得出更详细的输出因子, 如表 4 中, 炮孔排距为 0.80, 0.90, 1.10, 1.20 与炮孔间距为 1.00, 1.20 组合所得炸药单耗量即为搜索的总炸药单耗量; 且水平数越多, 搜索结果越详细。本研究根据采矿工程实际需求, 选取的输入因子水平较合理, 输出因子也满足工程精度要求。

c. 当炮孔排距一定时, 总炸药单耗随孔间距增大而增大; 当孔间距一定时, 总炸药单耗随炮孔排距增大而增大; 当孔间距越小、炮孔排距越大时, 总炸药单耗越小, 但在实际生产时, 炮孔排距大于孔间距的情况是不合理的, 小抵抗线、大孔间距是较优的组合方式。

综合以上原因及凿岩爆破工程量等因素, 选取新桥硫铁矿的炮孔间距为 1.30 m, 排距为 1.10 m, 总炸

药单耗为 0.459 7 kg/t。所选择的凿岩爆破参数已应用于新桥硫铁矿,与原炸药单耗 0.828 8 kg/t 相比,降低了 44.53%。

3 结 论

a. 经过简化,取炮孔间距、排距作为 BP 神经网络预测的输入因子,以总炸药单耗为综合评价输出因子,从而简化网络体系,提高网络的学习和训练速度,降低误差。

b. 设计正交试验,挑选试验条件,用较少的试验次数,产理想的学习、训练样本;通过对 3 种隐含层神经元情况的网络性能进行对比,选用隐含层神经元数为 11 的网络模型;扩大正交试验水平,进行输入因子多水平组合,得出预测和优选样本,并使用训练好的 BP 神经网络实现最优的凿岩爆破参数搜索。

c. BP 神经网络作为一种输入—输出的高度非线性映射,通过对作用函数进行多次复合,实现了凿岩爆破预测中输入与输出之间的高度非线性映射;预测过程不需要建立数学方程,具有自适应性,学习能力以及容错性和鲁棒性较强;可避免传统的凿岩爆破参数选择法的主观性和随机性,具有广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] Martin P L. Drill and blast optimization at the Sparkhule Limestone Quarry[J]. *Journal of Explosives Engineering*, 2006, 23(4): 6–12.
- [2] 胡坤伦, 杨仁树, 徐晓峰, 等. 煤矿深部软岩巷掘进爆破试验研究[J]. *辽宁工程技术大学学报*, 2007, 26(6): 856–858.
HU Kun-lun, YANG Ren-shu, XU Xiao-feng, et al. Blasting test and study on driving of deep-seated rock tunnels of coal mines[J]. *Journal of Liaoning Technical University*, 2007, 26(6): 856–858.
- [3] 夏红兵, 徐颖, 宗琦, 等. 深部软岩巷道爆破卸压技术及工程应用研究[J]. *安徽理工大学学报: 自然科学版*, 2007, 27(1): 13–16.
XIA Hong-bing, XU Ying, ZONG Qi, et al. Research on the technology of unloading blast for a deep soft rock tunnel and its engineering application[J]. *Journal of Anhui University of Science and Technology: Natural Science*, 2007, 27(1): 13–16.
- [4] 葛哲学, 孙志强. *神经网络理论与 MATLAB R2007 实现*[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
GE Zhe-xue, SUN Zhi-qiang. *Neural network theory and the application of MATLAB R2007*[M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2007.
- [5] Zhang L P, Yu H J, Hu S X. Optimal choice of parameters for particle swarm optimization[J]. *Journal of Zhejiang University Science*, 2005, 6(6): 528–534.
- [6] Deng X, Mirzalan A. Competitive robot mapping with homogeneous markers[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1996, 12(4): 532–542.
- [7] Rimon E, Koditschek D E. Exact robot navigation using artificial potential fields[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1992, 8(5): 501–518.
- [8] 喻寿益, 王吉林, 彭晓波. 基于神经网络的铜闪速熔炼过程工艺参数预测模型[J]. *中南大学学报: 自然科学版*, 2007, 38(3): 523–527.
YU Shou-yi, WANG Ji-lin, PENG Xiao-bo. Prediction model of craft parameters based on neural network during the process of copper flash smelting [J]. *Journal of Central South University: Science and Technology*, 2007, 38(3): 523–527.
- [9] YANG Nian-hua, ZHANG Zhi-yi, FU Hong-xiang, et al. Blasting technique of exploiting frozen earth in Qinghai-Tibet railway project[J]. *China Railway Science*, 2005, 26(3): 11–15.
- [10] Hornik K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feed-forward networks are universal approximator[J]. *Neural Networks*, 1989, 2(5): 359–366.
- [11] Wang W Y, Leu Y G, Lea T T. Robust adaptive fuzzy-neural control of nonlinear dynamical systems using generalized projection update law and variable structure controller[J]. *IEEE Trans Syst Man Cybern, Part B: Cybernetics*, 2001, 30(1): 140–147.
- [12] Man Z H, Wu H R, Palaniswami M. An adaptive tracking controller using neural networks for a class of nonlinear systems[J]. *IEEE Trans Neural Networks*, 1998, 19(5): 947–955.
- [13] 张钦礼, 王新民, 朱永刚, 等. 大型机械化高硫尾砂充填采矿综合技术研究[R]. 长沙: 中南大学资源与安全工程学院, 2007.
ZHANG Qin-li, WANG Xin-min, ZHU Yong-gang, et al. Synthesized study of mechanization mining technology using tailings with high volume of sulfur[R]. Changsha: School of Resources and Safety Engineering, Central South University, 2007.