文章编号: 1004-0609(2013)05-1427-07

基于拟牛顿法的 QN-BP 预测爆破振动峰值速度

刘 博,史秀志,黄宣东,武永猛,黄 丹,罗 佳

(中南大学 资源与安全工程学院,长沙 410083)

摘 要:根据某露天矿台阶爆破实测数据,利用基于回归分析的经验公式和普通 BP 神经网络模型以及基于拟牛顿法的改进 BP 神经网络(QN-BP)模型对爆破振动峰值速度进行预测。两种模型的训练结果表明:QN-BP 模型经过 122 次迭代即可收敛,训练平均误差为 3.7%;而普通 BP 模型收敛需要 10 万次以上迭代,训练平均误差 4.2%。通过 QN-BP 模型、BP 模型和经验公式的预测结果与实测值的对比,三者的平均相对误差分别为 6.05%、10.21%和 23.42%。

关键词:爆破振动; BP 神经网络; 拟牛顿法; 预测 中图分类号: TD235 文献标志码: A

Prediction of blasting-vibration-peak-speed by QN-BP based on Quasi-Newton method

LIU Bo, SHI Xiu-zhi, HUANG Xuan-dong, WU Yong-meng, HUANG Dan, LUO Jia

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

Abstract: According to the measured data of an open pit bench blasting, the experience formula based on regression analysis and ordinary BP neural network model and improved BP neural network model based on Quasi-Newton method (QN-BP) were used to forecast the peak speed of blasting vibration. The training results of two kinds of models show that QN-BP model can be convergence after 122 times iterative, whose average training error is 3.7%. The ordinary BP model need more than 100 000 times iterative to be convergence, whose average training error is 4.2%.By comparing the forecast values with the measured value, the average relative error of the three results(QN-BP, BP and experience formula) are 6.05%,10.21% and 23.42%, respectively.

Key words: blasting vibration; BP neural network; Quasi-Newton method; forecast

爆破振动产生的负面效应是工程爆破中不可避免 的问题。在爆破前,对爆破振动的特征参量进行预测, 并采取相应的措施对目标进行保护,可将爆破的危害 尽量降至最低^[1-2]。由于爆破振动的影响因素众多,对 爆破振动的预测是一个困难的问题,一般采用传统经 验公式如萨道夫斯基公式预测,但其考虑因素较少, 对因素的处理过于简单化,尤其对于较复杂的爆破方 式,相关系数的确定也比较困难^[3],因此很难有满意 的预测结果。随着人工神经网络的日益发展和广泛应 用,它在爆破参数预测方面的作用也越来越引起爆破 界同行的广泛重视。神经网络具有多输入、多输出的 结构,适用于多变量、非线性系统的分析,在训练范 围内对繁杂的输入数据具有稳定的分析处理和输出能 力,同时爆破振动传播介质的各向异性及影响爆破振 动传播因素的模糊性也与人工神经网络的应用特性相 符^[4]。但目前对于普通神经网络的应用存在训练收敛 速度慢,训练误差和预测误差较大的缺点。本文作者 根据多次的实验比较,发现采用改进的神经网络模型 (QN-BP)对爆破质点振动峰值速度进行预测,可克服 以上缺点,具有一定的应用价值。

基金项目:中南大学中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2012zzts103);湖南省创新基金研究生探索计划项目(CX2011B119) 收稿日期: 2012-05-11;修订日期: 2012-12-30

通信作者: 史秀志, 教授, 博士; 电话: 0731-88879612; E-mail: csublasting@163.com

1 线性回归的经验公式预测

在研究爆破振动的问题上,尤其在爆破振动峰值 速度的预测上,已有很多成果。如著名的萨道夫斯基 公式是用于描述爆破振动最大速度的经验公式^[5]:

$$v = K(\sqrt[3]{Q}/R)^{\alpha} \tag{1}$$

式中: v 为振动最大速度; K、α 为与地形、地质条件 相关的系数,由试验确定; Q 为最大段药量; R 为爆 心距。结合某露天矿台阶爆破的实测数据对公式(1)进 行一元线性回归分析,得出经验公式:

$$v = 174.063 \ 1(\sqrt[3]{Q} / R)^{1.468 \ 7} \tag{2}$$

回归分析的相关系数达到 0.958 6, 可见数据拟合 性较好。只要有最大段药量和爆心距,利用式(2)就可 进行爆破振动峰值速度预测,得出基于一元线性回归 的萨道夫斯基公式的预测结果。

2 BP 神经网络和拟牛顿法理论

2.1 BP 神经网络

BP 神经网络是最常用的一种神经网络,它是由非 线性变换单元组成的具有反向传播功能的前馈网络。 一般的 BP 神经网络在最速梯度下降法的基础上进行 自学习计算,输入信息从输入层经隐层单元处理,并 传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经 元的状态。如果在输出层不能得到期望的输出,则转 入反向传播,将误差信号沿原来的连接通路返回,通 过修改各层神经元权值,使得误差信号最小。

BP 神经网络的学习过程是通过调整权值和阈值, 使输出期望值和神经网络实际输出值的均方差趋于最 小而实现的。定义输入向量为 x,隐含层输入向量为 h_i ,隐含层输出向量为 h_o ,输出层输入向量 y_i ,输出 层输出向量 y_o ,期望输出向量 d,输入层与中间层的 连接权值 w_{h} ,隐含层与输出层的连接权值 w_{ho} ,隐含 层各神经元阈值 b_h ,输出层各神经元阈值 b_o ,样本数 据个数 k=1, 2,…, m。通过网络初始化,设定误差 函数 e,给定计算精度 ε 和最大学习次数 M,计算全 局误差 E:

$$E = \frac{1}{2m} \sum_{k=1}^{m} \sum_{o=1}^{q} (d_o(k) - y_o(k))^2$$
(3)

通过判断误差,当 *E*<*ε* 或学习次数大于设定的最大次数 *M* 时,结束算法^[6-9]。

2.2 拟牛顿法

20 世纪 60 年代, Broyden 第一次提出求解非线性 方程组的拟牛顿法(Quasi-Newton method)之后,众多 研究者对拟牛顿法的局部收敛和全局收敛进行了广泛 研究,如今拟牛顿法已成为求解非线性约束、无约束 优化问题的最有效的方法之一^[10]。

拟牛顿法在精确搜索极小化问题的全局收敛性时 满足:

$$f(x_k + \alpha_k d_k) = \min_{\alpha > 0} f(x_k + \alpha d_k)$$
(4)

式中: *a_k*为步长因子, *d_k*为搜索方向, *f*(*x_k*)为目标值。 因此拟牛顿法可大大提高收敛的速度,而且数值稳定 性好。但是拟牛顿法的缺点是需要计算和存储矩阵, 当问题较大时,计算量和存储量较大^[10]。

拟牛顿法是用不包含二阶导数的矩阵近似 Hesse 矩阵的逆,在解决参数量不是很大的爆破振动参量预 测的问题上,缺点不是很明显。而且拟牛顿法和最速 下降法(Steepest descent method)一样只要求每一步迭 代时知道目标函数的梯度。通过测量梯度的变化,构 造一个目标函数的模型使之足以产生超线性收敛性。 所以,这类方法大大优于普通神经网络采用的最速下 降法^[11]。

建立基于拟牛顿法的改进 BP 神经网络模型,内 部算法不需要计算二阶导数,又可以很好地逼近,具 有收敛速度快、误差小、数值稳定的特点。传统的 BP 神经网络内部算法函数为'traingd',采用拟牛顿法在改 进 BP 神经网络中应用的函数名称为'trainbfg'^[11]。

3 网络预测模型的建立和应用

3.1 模型建立

建立两种神经网络模型,一种是基于拟牛顿法的 改进 BP 神经网络模型,另外一种是普通的 BP 神经网 络模型。本研究设计的网络拓扑结构采用常用的前馈 型 BP 网络,一般分 3 层,即输入层、隐含层和输出 层^[6],输入层有 *m* 个节点,对应 *m* 个输入;隐含层有 *n* 个节点;输出层有 *u* 个节点,与网络 *u* 个输出相对 应;同层之间的节点没有关联。 第23卷第5期

1429

1) 输入层节点的确定

影响爆破振动的因素有很多,如果考虑所有可能 的因素,将组成一个庞大的神经网络结构,易造成次 要因素对预测系统形成干扰。基于灰色关联理论分析 出对爆破振动峰值速度影响的主要因素为最大段药量 (Maximum charge)Q、爆心距(Explosion center distance)R和高程差(Altitude difference) $H^{[12-13]}$ 。因此, 将这 3 个因素作为网络的输入,即输入层节点的个数 为 3 个。

2) 输出层节点的确定

根据爆破安全规程和近几年的研究,利用爆破振动峰值速度v和爆破主频率f及持续时间t等指标综合评价爆破安全,比单一指标评价更加准确和合理。采用神经网络预测爆破振动的3个特征参量,一次同时预测3个参量与一次只预测一个参量相比,误差要大^[14-16]。而且考虑到萨道夫斯基公式(1)只能进行爆破振动峰值速度的预测,鉴于比较的缘故,在模型中只预测并输出爆破振动峰值速度一个参量,即输出层的节点数为1个。

3) 隐含层节点的确定

隐含层的神经元个数遵循 Kolmogorov 映射神经 网络存在定理,输入层有 m 个神经元,隐含层就有 (2m+1)个神经元,所以隐含层节点应为 7 个。一般隐 含层节点越多,预测效果也越好,但过多会适得其反。 经过实际比较,隐含层节点分别选取 9、11 和 13 个时, 分别要经过 122、366 和 119 步达到精度要求,训练平 均相对误差为 3.7%、7.9%和 6.6%,综合考虑,隐含 层的节点数选取 9 个。

至此,输入层3个节点,隐含层9个节点,输出 层1个节点,构造一个3—9—1的神经网络模型,网 络拓扑结构如图1所示。



Fig. 1 Network topology structure

3.2 模型训练及应用

预测模型的基本结构确定以后,下一步就是选择 训练样本。一般来说,样本的容量的越大,预测精度 越高,但必须剔除其中的不良数据,控制样本的数量 和质量。根据某大型露天矿山台阶爆破的测震数据, 选取 34 组有效数据,其中 27 组用于训练,7 组用于 预测。由于各因素的数量级不一致,为计算方便,对 学习和预测样本进行归一化处理,归一化公式为

$$x' = \frac{x - x(\min)}{x(\max) - x(\min)}$$
(5)

归一化的数据都处在[0,1]区间内,模型网络隐 含层的神经元传递函数采用 S 型对数函数 tansig,输 出层神经元的传递函数采用 S 型的对数函数 logsig。 训练时模型精度取 0.001,学习率为 0.02,动量因子为 0.9。两种模型算法函数分别为'trainbfg'和'traingd', 模型各节点的连接权值按照一般默认设置。预测后输 出的结果要进行反归一化处理^[17-18]:

$$x = x'[\max(x) - \min(x)] + \min(x)$$
(6)

网络模型训练及预测样本如表1所列。

4 预测效果讨论

采用普通算法'traingd'的 BP 网络模型经过近 10 万次的迭代(Epochs),训练误差曲线就已停止下降, 最终仍不能满足精度 0.001 要求,而采用'trainbfg'算 法的 QN-BP 网络模型经过 122 次迭代就可达到精度要 求,这是由于拟牛顿法的超线性迭代和能快速搜索极 小值的特性所致,因此收敛速度快得多。训练迭代曲 线对比如图 2 和 3 所示。

训练完毕后,对样本的训练结果进行评价,即模型对训练样本的训练值与样本实测值的相对误差应在控制范围内。通过编制程序,网络模型可以生成训练误差曲线,如图4和5所示。QN-BP网络模型在训练完毕后,27组训练结果相对误差大部分在6%以内,只有1组数据的训练相对误差大于6%,平均误差率3.7%。而 BP 网络模型训练结果最大误差接近10%,有5组数据的训练误差大于6%,平均误差率4.2%。这是由于 QN-BP 模型训练收敛速度快,学习过程更好,对样本中影响爆破振动峰值速度的因素处理较好,因此 QN-BP 网络模型的训练效果更好。

利用训练好的模型对7组测震数据进行预测,把

表1 网络模型训练及预测样本

 Table 1
 Training and forecasting samples of model

Experiment No.	<i>R</i> /m	<i>H</i> /m	Q/kg	$v/(\mathrm{cm}\cdot\mathrm{s}^{-1})$	QN-BP forecast $v/(\text{cm}\cdot\text{s}^{-1})$	BP forecast $v/(\text{cm}\cdot\text{s}^{-1})$	Experience formula forecast $v/(\text{cm}\cdot\text{s}^{-1})$
1	205.21	6.00	150	0.957	-	_	_
2	271.64	16.00	150	0.566	-	_	-
3	492.29	26.60	150	0.049	-	_	-
4	125.90	4.60	150	1.023	-	_	-
5	334.81	25.10	150	0.389	_	_	-
6	398.16	26.40	150	0.175	-	-	-
7	446.81	26.50	150	0.223	_	_	-
8	468.93	27.40	150	0.219	-	-	-
9	42.47	10.33	160	7.358	-	-	-
10	98.35	14.55	160	3.422	-	-	-
11	115.65	8.93	160	1.555	-	_	-
12	151.52	5.95	160	1.413	-	_	-
13	228.77	15.95	160	1.227	-	-	-
14	392.55	26.45	160	0.417	-	-	-
15	26.60	10.95	150	7.600	-	-	-
16	29.20	14.96	150	6.030	-	-	-
17	96.93	1.50	150	1.650	-	-	-
18	164.62	15.60	150	1.291	-	-	-
19	272.87	24.80	150	0.536	-	-	-
20	336.12	26.10	150	0.320	-	-	-
21	406.65	27.10	150	0.221	-	-	-
22	136.15	1.60	105	2.730	-	-	-
23	144.43	2.50	105	1.890	-	_	-
24	201.02	15.70	105	0.972	-	_	-
25	303.68	24.90	105	0.658	-	_	_
26	415.19	26.30	105	0.145	-	-	-
27	437.95	27.20	105	0.108	-	_	_
28	51.56	10.80	150	5.167	5.530 0	6.070 9	6.183 0
29	227.36	15.90	150	0.775	0.722 8	0.687 7	0.702 6
30	62.32	10.58	160	6.856	6.621 3	6.784 2	4.830 6
31	119.15	4.55	160	1.449	1.498 3	1.660 9	1.864 7
32	384.76	26.20	150	0.178	0.189 6	0.195 1	0.271 2
33	70.44	14.86	105	4.889	4.669 2	4.714 6	3.909 3
34	366.81	26.20	105	0.362	0.400 8	0.390 1	0.346 4

峰值速度实测值、QN-BP、BP两种模型的预测值、经 验公式的预测值显示为结果序列曲线^[19],如图6所示。 由图6可以看出,经验公式预测结果明显偏离实



图 2 BP 模型训练迭代曲线

Fig. 2 Training iteration curves of BP model for 10^5 epochs



图 3 QN-BP 模型训练迭代曲线





Fig. 4 Training error curve of QN-BP model



图 5 BP 模型训练误差曲线

Fig. 5 Training error curve of BP model



Fig. 6 Sequence curves of peak speed

测结果,而神经网络模型的预测结果接近实测值,其中QN-BP神经网络模型更加接近实测值;4组数据的走势相符,这证明了基于大量实测数据回归分析的经验公式和神经网络模型的预测结果与实测的一致性,但由于经验公式只考虑最大段药量和爆心距,而且将两者关系的处理过于简单化,尽管相关系数达到0.9586,但预测结果仍然与实测有较大差距,远不如考虑多因素,而且非线性、模糊化处理因素间关系的神经网络模型的预测结果更接近实测值;同时也可以看到QN-BP神经网络模型不仅在训练过程中收敛速度快,而且预测结果也更加精确。预测结果与实测值的对比如表2所列。

从表 2 可以看出, QN-BP 神经网络模型的预测结 果与实测值的平均相对误差为 6.05%, 普通 BP 神经 网络模型预测的平均相对误差为 10.21%; 而经验公式 预测的平均相对误差为 23.42%。可见, QN-BP 神经

Experiment	Actual	QN-BP forecast	Relative	BP forecast,	Relative	Experience formula forecast,	Relative
No.	$v/(\text{cm}\cdot\text{s}^{-1})$	$v/(\mathrm{cm}\cdot\mathrm{s}^{-1})$	error/%	$v/(\mathrm{cm}\cdot\mathrm{s}^{-1})$	error/%	$v/(\mathrm{cm}\cdot\mathrm{s}^{-1})$	error/%
28	5.167	5.530 0	7.02	6.070 9	17.49	6.183 0	19.66
29	0.775	0.722 8	6.74	0.687 7	11.26	0.702 6	9.34
30	6.856	6.621 3	3.42	6.784 2	7.18	4.830 6	29.54
31	1.449	1.498 3	3.40	1.660 9	14.62	1.864 7	28.67
32	0.178	0.189 6	6.52	0.195 1	9.61	0.271 2	52.36
33	4.889	4.669 2	4.50	4.714 6	3.57	3.909 3	20.04
34	0.362	0.400 8	10.72	0.390 1	7.76	0.346 4	4.31
Average relative error			6.05		10.21		23.42

 Table 2
 Forecast results compared with the actual data

表2 预测结果与实测值对比

网络预测结果更加精确。

5 结论

 BP 神经网络的输入—输出高度非线性映射和 对输入数据模糊性和不确定性的处理正好可以较好处 理爆破振动作用机理的复杂性和难以描述性,在训练 参数输入量中可以加入任何影响爆破振动的因素,BP 神经网络均可处理,得出满意的结果,而不必仔细追 究这些因素间的逻辑关系,节省分析时间。

2) 由于 BP 神经网络应具有自学习能力,所取的 样本容量和质量对训练结果的合理性和准确性具有较 大影响。而且通过对训练过程和预测结果的对比发现, 普通的 BP 算法收敛速度慢,容易出现极值,预测结 果可靠性较差,往往同样的数据,多次预测的结果有 时差距很大,而 QN-BP 网络模型在保证其他参数不 变、不增加工作量的基础上具有收敛速度快、学习过 程好、预测结果可靠性强、预测结果精确性高的特点。

3) 基于一元线性回归处理后的萨道夫斯基公式 对影响爆破振动速度的因素考虑太少,而且将这些因 素进行简单的线性分析处理,难免造成预测结果的不 准确。而能非线性处理、模糊化处理多因素的 BP 神 经网络的预测效果更好,也更符合实测值。

4) 利用 BP 神经网络同样可以预测爆破振动的主 频率和持续时间,对于这些爆破特征参量也可借助统 计学方法对大量工程实测数据拟合出相应的经验公 式,但同样存在经验公式预测精度不高的问题,而根 据有关研究人员对爆破安全规程 GB6722 的解读,将 质点振动峰值速度和主振频率及持续时间的相关值作 为安全判据,可利用 QN-BP 神经网络预测三者的值。 可见,QN-BP 神经网络具有良好的发展和应用前景。

REFERENCES

- [1] 史秀志,林大能,陈寿如. 基于粗糙集模糊神经网络的爆破 振动危害预测[J]. 爆炸与冲击,2009,29(4):401-407.
 SHI Xiu-zhi, LIN Da-neng, CHEN Shou-ru. Blasting vibration induced damage prediction by rough set-based fuzzy-neural network[J]. Explosion and Shock Waves, 2009, 29(4): 401-407.
- [2] 汪学清,单仁亮.人工神经网络在爆破块度预测中的应用研究[J]. 岩土力学,2008,29(增刊): 529-532.
 WANG Xue-qing, SHAN Ren-liang. Application of on artificial neural networks to blasting fragment prediction[J]. Rock and Soil Mechanics, 2008, 29(z1): 529-532.
- [3] 吕淑然. 爆破震动强度预测的神经网络模型研究[J]. 金属矿山, 2009, 6: 40-42.
 LÜ Shu-ran. Study on the neural network model for forecasting the blasting vibration intensity[J]. Metal Mine, 2009, 6: 40-42.
- [4] 段宝福,张 猛,李俊猛. 逐孔起爆爆破振动参数预报的 BP 神经网络模型[J]. 爆炸与冲击, 2010, 30(4): 401-406. DUAN Bao-fu, ZHANG Meng, LI Jun-meng. A BP neural network model for forecasting of vibration parameters from hole-by-hole detonation[J]. Explosion and Shock Waves, 2010, 30(4): 401-406.
- [5] 吕 涛, 石永强, 黄 诚, 李海波, 夏 祥, 周青春, 李俊如. 非线性回归法求解爆破振动速度衰减公式参数[J]. 岩土力学, 2007, 28(9): 1871–1878.
 LÜ Tao, SHI Yong-qiang, HUANG Cheng, LI Hai-bo, XIA Xiang, ZHOU Qing-chun, LI Jun-ru. Study on attenuation parameters of blasting vibration by nonlinear regression analysis[J]. Rock and Soil Mechanics, 2007, 28(9): 1871–1878.
 [6] 张良均, 曹 晶, 蒋世忠. 神经网络实用教程[M]. 北京: 机
- [6] 祝良场,首 福,将也志. 严空网班买用软程[M]. 北京. 机 械工业出版社, 2008: 31-34. ZHANG Liang-jun, CAO Jing, JIANG Shi-zhong. Neural network practical tutorial[M]. Beijing: China Machine Press, 2008: 31-34.

[7] 陈沅江,潘长良,曹 平,王文星.基于人工神经网络的岩土 流变本构模型识辨[J].中国有色金属学报,2002,12(5): 1027-1034.

CHEN Yuan-jiang, PAN Chang-liang, CAO Ping, WANG Wen-xing. Identification of rheological constitution model of rock and soil based on artificial neural network[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2002, 12(5): 1017–1034.

[8] 王 煜, 孙志超, 李志颖, 杨 合. 挤压态 7075 铝合金高温 流变行为及神经网络本构模型[J]. 中国有色金属学报, 2011, 21(11): 2880-2887.

WANG Yu, SUN Zhi-chao, LI Zhi-ying, YANG He. High temperature flow stress behavior of as-extruded 7075 aluminum alloy and neural network constitutive model[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2011, 21(11): 2880–2887.

- [9] FENG Qi-ming, LI Tao, FAN Xiao-hui, JIANG Tao. Adaptive prediction system of sintering through point based on self-organize artificial neural network[J]. Transactions of Nonferrous Metals society of China, 2000, 10(6): 804–807.
- [10] 周伟军. 拟牛顿法及其收敛性[D]. 长沙: 湖南大学, 2006: 1-48.
 ZHOU Wei-jun. Quasi-newton methods and their convergence

properties[D]. Changsha: Hunan University, 2006: 1-48. [11] 董长虹. Matlab 神经网络与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007: 71-92.

DONG Chang-hong. Matlab neural network and application[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2007: 71–92.

- [12] 孔宪军. 基于 MATLAB 的爆破震动研究及震动强度的智能预测[D]. 青岛:山东科技大学,2006:11-29.
 KONG Xian-jun. The study of blasting vibration and intelligent prediction of blasting vibration intensity based on MATLAB[D].
 Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2006: 11-29.
- [13] SONG Guang-ming, SHI Xiu-zhi, ZHOU Zhi-guo, CHEN Shou-ru, XIAO Qing-hua. Monitoring and assessing method for

blasting vibration on open-sit slope in hainan iron mine[J]. Journal of Central South University of technology, 2000, 7(2): 72–74.

- [14] 史秀志. 爆破振动信号时频分析与爆破振动特征参量和危害预测研究[D]. 长沙:中南大学,2007:115-127.
 SHI Xiu-zhi. Study of time and frequency analysis of blasting vibration signal and the prediction of blasting vibration characteristic parameters and damage[D]. Changsha: Central South University, 2007: 115-127.
- [15] YAN Chang-bin, XU Guo-yuan, ZUO Yu-jun. Destabilization analysis of overlapping underground chambers induced by blasting vibration with catastrophe theory[J]. Transactions of Nonferrous Metals society of China, 2006, 16(3): 735–740.
- [16] LING Tong-hua, LI Xi-bing. Influence of maximum decking charge on intensity of blasting vibration[J]. Journal of Central South University of technology, 2006, 13(3): 286–289.
- [17] 赵 彬, 王新民, 史梁贵, 张钦礼, 南世卿, 苏 明, 宋爱东.
 基于 BP 神经网络的爆破参数优选[J]. 矿冶工程, 2009, 29(4):
 24-27.
 ZHAO Bin, WANG Xin-min, SHI Liang-gui, ZHANG Qin-li,

 NAN Shi-qing, SU Ming, SONG Ai-dong. Optimization of blasting parameters based on back-propagation neural network[J].
 Mining and Metallurgical Engineering, 2009, 29(4): 24–27.

- [18] LIU Ji-cheng, NIU Dong-xiao. A novel recurrent neural network forecasting model for power intelligence center[J]. Journal of Central South University of technology (English Edition), 2008, 15(5): 726–732.
- [19] SHI Xiu-zhi, ZHOU Jian, WU Bang-biao, HUANG Dan, WEI Wei. Support vector machines approach to mean particle size of rock fragmentation due to bench blasting prediction[J]. Transactions of Nonferrous Metals society of China, 2012, 22(2): 432–441.

(编辑 何学锋)