

doi:10.3963/j.issn.1001-487X.2020.03.025

运用 GA-BP 神经网络对爆破振动速度预测*

郭钦鹏^{1,2}, 杨仕教^{1,2}, 朱忠华^{1,2}, 相志斌^{1,2}, 张紫晗², 胡光球²

(1. 南华大学 资源环境与安全工程学院, 衡阳 421000; 2. 广东锡源爆破科技股份有限公司, 惠州 516000)

摘要: 为了更好的预测爆破振动速度, 运用遗传算法(GA)对BP神经网络的权值与阈值进行优化, 构建GA-BP神经网络预测模型。结合华润小径湾实际爆破工程监测数据, 确定以最大单段药量、爆心距以及测点至爆心的高程差作为输入参数, 对爆破振动速度进行预测, 并与BP神经网络模型的预测结果进行对比。结果表明:GA-BP神经网络模型预测结果的平均相对误差为5.80%, 明显小于BP神经网络模型预测的平均误差14.19%。相比之下,GA-BP神经网络模型的预测精度更高, 稳定性更好, 可为多因素影响下类似工程爆破振动速度预测提供借鉴经验。

关键词: 爆破振速; GA-BP神经网络; 权值阈值; 预测模型

中图分类号: TD235 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-487X(2020)03-0148-05

Prediction of Blasting Vibration Velocity using GA-BP Neural Network

GUO Qin-peng^{1,2}, YANG Shi-jiao^{1,2}, ZHU Zhong-hua^{1,2}, XIANG Zhi-bin^{1,2}, ZHANG Zi-han², HU Guang-qiu²

(1. School of Resource Environment and Safety Engineering, University of South China, Hengyang 421000, China; 2. Guangdong Xiyuan Blasting Technology Co Ltd, Huizhou 516000, China)

Abstract: The genetic algorithm(GA) is used to optimize the weight and threshold of BP neural network, and the GA-BP neural network prediction model is constructed to predict the blasting vibration velocity precisely. In the actual blasting engineering of China Resources Xiaojingwan, monitoring data, including the maximum single-dose amount, the blasting distance and the elevation difference from the measuring point to the blasting heart, is taken as input parameters. The blasting vibration velocity predicted by the GA-BP neural network model is compared with the one solved by the BP neural network. The results show that the average relative error of the GA-BP neural network model is 5.80%, which is significantly smaller than that (14.19%) predicted by the BP neural network model. As a result, the GA-BP neural network model presents higher prediction accuracy and better stability, which can provide reference experience for similar engineering blasting vibration velocity prediction under the influence of multiple factors.

Key words: blasting vibration velocity; GA-BP neural network; weight threshold; predictive model

从经典的爆破振速预测公式萨道夫斯基经验公式到萨道夫斯基经验公式的拓展公式, 许多专家学

者做出了坚持不懈的努力, 如在萨道夫斯基经验公式基础上添加了测点至爆心的高程差等^[1]。随着计算机技术的发展, 各种对爆破振速预测方法层出不穷。如基于支持向量机建立的预测岩体爆破震动损伤情况的SVM模型^[2], ACOR-LSSVM等^[3]。考虑到爆破振速预测是一个非常复杂的非线性问题, 同时, 对振速的影响因素的复杂性以及不确定性, 国内外研究学者普遍采用具有强大的非线性动态处理

收稿日期: 2020-04-29

作者简介: 郭钦鹏(1995-), 男, 硕士研究生, 从事爆破工程研究, (E-mail) 1516682242@qq.com。

通讯作者: 杨仕教(1964-), 男, 教授, 主要从事采矿工程、岩土工程研究, (E-mail) 649292197@qq.com。

基金项目: 国家自然科学基金项目(50974076); 广东锡源爆破科技股份有限公司项目资助

能力的 BP 神经网络 (BPNN) 进行预测^[4-6]。但是,神经网络也存在一定的缺陷,而且当结果精度要求过高时,神经网络的结果很难达到其要求^[7,8]。对于爆破振动速度预测来说,依靠经验公式以及提高训练样本的精确度这些问题似乎都可以忽略不计,但是神经网络存在一个致命缺陷:初始权值和阈值的取值问题。对于爆破振速预测这个复杂的非线性问题,初始权值和阈值的取值至关重要。目前,许多专家学者普遍采用一些智能算法来优化 BP 神经网络的权值和阈值,比如粒子群算法 (PSO)、蚁群算法 (ACO)、遗传算法 (GA) 等^[9-11]。

采用遗传算法优化 BP 神经网络初始的权值与阈值,以 36 组华润小径湾监测的爆破振动监测数据为训练样本对网络进行训练,构建 GA-BP 神经网络 (GA-BPNN) 预测模型对爆破振动速度进行预测,通过对比无优化的 BP 神经网络的预测结果,验证 GA-BP 神经网络预测模型的可行性与优越性。

1 GA-BP 神经网络理论

1.1 GA-BP 神经网络数学模型

采用遗传算法优化 BP 神经网络,主要是利用遗传算法的全局搜索能力,可以对解空间的多个解进行适应度评价的特点来优化 BP 神经网络的权值和阈值^[12-15]。GA-BP 神经网络算法基本流程为:(1)随机生成多个解(BP 神经网络的权值和阈值),并对解进行编码;(2)对解空间中的解通过适应度函数进行适应度评价,这里的适应度函数为 BP 神经网络;(3)如果评价结果达到要求,即神经网络输出层结果的误差在允许的范围,则表示 GA 已经搜索到最优解。如果评价结果不满足要求,则对解空间中的解进行交叉、复制、变异生成新的种群,即新的解,并返回过程 2 重新进行适应度评价,直到解满足要求为止。整个 GA-BP 神经网络算法如图 1。

在适应度函数评价中,评价方法采用均方误差 (MSE),则 GA-BP 神经网络算法的数学模型为

$$\min E(w_1, w_2, b_1, b_2) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{N_i} [y_i(j) - \hat{y}_i(j)]^2$$

$$s. t \ w_1 \in R^{m \times p}, w_2 \in R^{p \times n}, b_1 \in R^p, b_2 \in R^n \quad (1)$$

式中: w_1 、 w_2 分别为输入层、输出层的权值矩阵; b_1 、 b_2 分别为输入层、输出层的阈值矩阵; m 、 p 、 n 分别为输入层、隐含层、输出层层数; N_i 表示第 i 个隐含层的样本数; E 为样本误差。

1.2 建立 GA-BP 神经网络模型

(1)输入层和输出层参数的确定

由于对爆破振动速度产生影响的因素众多,而

且各个因素之间的关系也呈现出非常复杂的非线性关系,考虑到参数的代表性、易获取性等因素,再加上经典的爆破振速预测公式萨道夫斯基经验公式等原因,综合考虑输入层选择最大单段药量 Q 、爆心距 R 以及测点至爆心的高程差 H 作为本个 GA-BP 神经网络模型的输入层。根据本次构建模型的目的选取振动速度 V 为输出层。

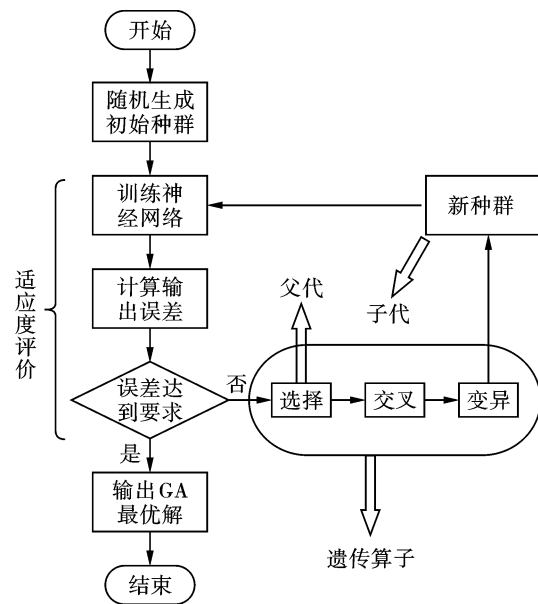


图 1 GA-BP 神经网络算法流程图

Fig. 1 GA-BP neural network algorithm flow chart

(2)隐含层层数的确定

隐含层层数对 BP 神经网络的性能影响很大。一般来说,隐含层层数越多,BP 神经网络的性能越好。但是可能会导致训练时间过长,或者产生过拟合现象,所以选择合适的隐含层数极其重要。目前来说,并没有一个合适的解析式来确定隐含层层数,通常的做法是根据经验公式得的隐含层层数的估计值,或者是根据个人经验选取合适的隐含层层数。

本次模型根据经验公式 $p = \sqrt{m+n+a}$ 选择 10 作为隐含层的层数。则模型的神经网络部分的拓扑结构如图 2。

2 运用 GA-BP 神经网络模型对爆破振动速度预测

2.1 训练 GA-BP 神经网络

本次实验数据共 41 组,数据来源于华润小径湾爆破工程,现场设置振动监测点监测爆破振动速度,采用 TC-4850 测振仪,现场布置如图 3。

从实验数据随机选取 36 组数据作为训练样本对 GA-BP 神经网络进行训练,剩下的 5 组数据作为

测试样本以验证 GA-BP 神经网络训练后得到的最优权值和阈值的可靠性,并与无优化的 BP 神经网络的预测结果进行对比,来验证 GA-BP 神经网络的可行性和优越性。训练样本见表 1。

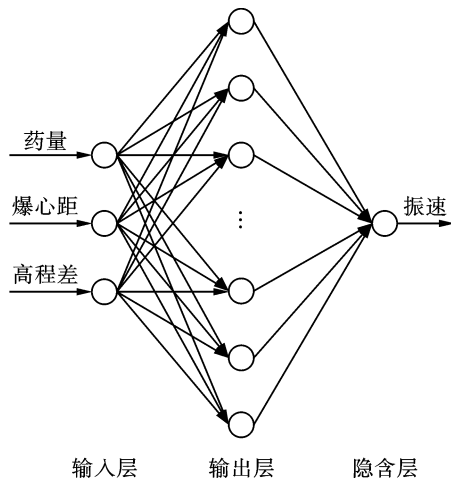


图 2 BP 神经网络拓扑结构
Fig. 2 BP neural network topology



图 3 现场测振仪
Fig. 3 Field vibrometer

在编程过程中,需要对 BP 神经网络的一些传递函数和数据进行处理。隐含层选取 Tan-Sigmoid 作为传递函数,而输出层选取线性函数作为传递函数。并且在权值修正过程中选择 Levenberg-Marquardt (trainlm) 反向传播算法训练函数。同时,设定训练模型精度为 0.0001,学习率为 0.1,最大迭代次数为 1000。

在对 GA-BP 神经网络训练前首先对训练样本利用公式(2)归一化处理,防止因训练参数具有不同的量纲和数量级导致精度的损失。

$$X = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

通过表 1 样本训练,得到了一组分别为 3×10 、 10×1 (输入层到隐含层的权值矩阵和阈值矩阵)、

10×1 、 1×1 (隐含层到输出层的权值矩阵和阈值矩阵)的矩阵。同时在训练结束后,笔者对训练样本的预测结果及相对误差进行了输出。结果见表 2。由于位置有限,表格只展示预测速度和相对误差保留小数点两位数之后的结果。

表 1 训练样本
Table 1 Train samples

编号	炸药/kg	距离/m	高程差/m	速度/ ($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)
1	19.0	41.0	5.0	4.10
2	14.0	45.0	4.8	2.30
3	10.0	46.0	4.7	1.25
4	16.0	43.0	5.0	3.00
5	19.0	26.0	2.0	9.70
6	12.0	30.0	2.0	2.00
7	15.0	31.0	1.9	2.80
8	17.0	28.0	2.3	4.00
9	15.0	30.0	2.0	2.50
10	28.8	25.0	3.0	9.20
11	12.0	26.0	3.0	3.00
12	25.0	28.0	2.8	6.00
13	17.0	29.0	3.1	2.00
14	28.0	16.0	0	3.00
15	15.0	15.0	0	1.25
16	12.0	38.0	7.0	2.50
17	10.0	36.0	7.5	2.00
18	9.0	42.0	7.0	1.00
19	11.0	63.0	0	1.70
20	10.0	60.0	0.5	1.60
21	10.0	70.0	0	1.50
22	31.2	26.0	5.0	5.02
23	16.2	29.7	4.8	1.25
24	25.0	23.0	5.0	3.90
25	31.0	25.0	5.0	5.00
26	20.0	28.0	5.1	2.30
27	31.0	46.0	3.0	4.10
28	16.0	51.0	2.7	1.80
29	24.0	43.0	3.0	3.70
30	20.0	40.0	3.2	2.90
31	30.0	26.0	5.0	15.70
32	28.0	24.0	5.0	12.50
33	29.0	28.5	4.9	14.00
34	30.0	46.0	3.0	5.00
35	28.0	44.0	3.0	4.50
36	30.0	43.0	3.0	6.00

表 2 训练样本结果和误差
Table 2 Train sample results and errors

编号	实测速度/ ($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)	预测速度/ ($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)	相对误差/%
1	4.10	3.89	5.01
2	2.30	2.32	0.95
3	1.25	1.28	2.50
4	3.00	3.02	0.70
5	9.70	9.41	2.98
6	2.00	2.17	6.33
7	2.80	2.40	14.43
8	4.00	4.86	21.46
9	2.50	3.13	25.21
10	9.20	8.20	10.86
11	3.00	2.58	14.16
12	6.00	5.82	3.02
13	2.00	1.45	27.46
14	3.00	2.87	4.21
15	1.25	1.46	16.63
16	2.50	2.41	3.73
17	2.00	1.92	3.94
18	1.60	1.86	16.26
19	1.70	1.59	6.71
20	1.00	0.99	0.96
21	1.50	1.58	5.32
22	5.02	4.84	3.54
23	1.25	1.48	18.29
24	3.90	3.82	2.11
25	5.00	5.00	0.09
26	2.30	2.32	0.98
27	4.10	3.96	3.37
28	1.80	1.67	7.22
29	3.70	3.90	5.34
30	2.90	2.53	12.81
31	15.70	15.43	1.75
32	12.50	12.66	1.27
33	14.00	15.59	11.38
34	5.00	3.62	27.51
35	4.50	4.28	4.88
36	6.00	5.20	13.31

其中,训练样本的预测相对误差最大为 25.21%,最小则为 0.09%,其中平均相对误差为 8.52%。

2.2 预测

通过训练建立 GA-BP 神经网络模型并得到优化后的权值和阈值后,建立 BP 神经网络,导入训练后的权值和阈值对剩下的五组测试样本进行预测,预测样本见表 3。同时采用无优化的 BP 神经网络,导入训练样本进行训练后对预测样本进行预测,其

中在模型训练精度、学习率及最大迭代次数等参数与 GA-BP 神经网络模型一致。由于对训练样本及预测样本进行了归一化,所以对无优化的 BP 神经网络的权值阈值设定取值范围为 $[-2, 2]$,因而导致每次无优化的 BP 神经网络模型预测结果不同。笔者运用无优化的 BP 神经网络进行了多次预测,取预测结果相对误差和最小的一组作为对比。两次结果及相应的相对误差见表 4。预测结果和误差分析图分别见图 4、图 5。

表 3 测试样本
Table 3 Test sample

编号	炸药/kg	距离/m	高程差/m	实测速度/ ($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)
1	29	45.0	3.0	4.50
2	15	14.0	0	1.20
3	28	28.5	5.1	13.00
4	17	50.0	3.0	1.60
5	10	40.0	6.9	2.30

表 4 预测结果及误差

Table 4 Prediction results and errors

编号	实测速度/ ($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)	GA-BPNN 模型预测结果/ ($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)	相对误差/%	BPNN 模型预测结果/ ($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)	相对误差/%
1	4.50	3.97	11.88	4.97	10.43
2	1.20	1.18	1.68	1.42	18.29
3	13.00	12.93	0.56	14.21	9.29
4	1.60	1.53	4.21	1.65	3.15
5	2.30	2.06	10.65	1.61	29.81

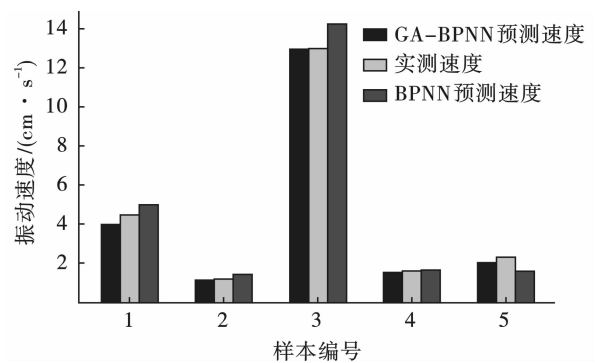


图 4 预测结果分析图

Fig. 4 Forecast result analysis chart

由表可知,GA-BP 神经网络模型预测结果相对误差最大为 11.88%,最小仅为 0.56%,平均相对误差为 5.80%。而无优化的 BP 神经网络模型预测结果相对误差最大可达到 29.81%,平均相对误差为 14.19%。虽然样本 1 和样本 4 预测结果比 GA-BP

神经网络模型好,但相对于总体来说 GA-BP 神经网络预测模型要优于 BP 神经网络预测模型。

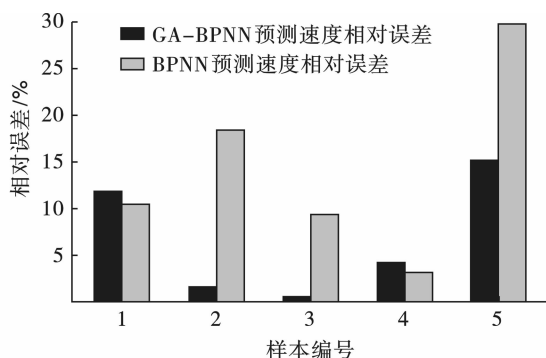


图5 误差分析图

Fig. 5 Error analysis chart

3 结论

(1) 通过 GA 对 BP 神经网络的权值阈值进行优化,构建 GA-BP 神经网络预测模型对爆破振动速度预测,并得到了良好的爆破振动速度预测结果,证明 GA-BP 神经网络预测模型用于爆破振动速度预测是可行的。

(2) 通过对比两种预测模型的预测结果和误差,得出 GA-BP 神经网络预测模型的平均相对误差 5.80%,比 BP 神经网络模型预测的平均误差低 8.39%,证明了 GA-BP 神经网络预测模型的预测性能优于 BP 神经网络预测模型。

参考文献 (References)

- [1] 田浩,张义平,杨淞月.基于回归分析在爆破振动速度预测中的应用与研究[J].爆破,2018,35(3):159-165.
- [1] TIAN Hao,ZHANG Yi-ping,YANG Song-yue. Application and study of regression analysis on blasting vibration velocity prediction[J].Blasting,2018,35(3):159-165. (in Chinese)
- [2] 邵晓宁,徐颖.岩体爆破振速和损伤预测的支持向量机方法[J].采矿与安全工程学报,2011,28(3):384-390.
- [2] SHANG Xiao-ning,XU Ying. Prediction of vibration velocity and dammification during rock blasting based on support vector machine method[J]. Journal of Mining & Safety Engineering,2011,28(3):384-390. (in Chinese)
- [3] 郑皓文,赵根,胡英国,等.基于ACOR-LSSVM算法的爆破振动速度预测[J].爆破,2018,35(3):154-158.
- [3] ZHENG Hao-wen,ZHAO gen,HU Ying-guo,et al. Prediction of blasting vibration velocity based on ACOR-LSSVM algorithm[J].Blasting,2018,35(3):154-158. (in Chinese)
- [4] 申旭鹏,璩世杰,王福缘,等.基于BP神经网络的爆破振速峰值预测[J].爆破,2013,30(1):122-125,130.
- [4] SHEN Xu-peng,QU Shi-jie,WANG Fu-yuan,et al. Prediction of blasting peak particle velocity by BP neural network model[J].Blasting,2013,30(1):122-125,130. (in Chinese)
- [5] 蒲传金,郭王林,秦晓星,等.基于BP神经网络的桩基爆破振动速度预测[J].爆破,2018,35(2):177-181.
- [5] PU Chuan-jin,GUO Wang-lin,QIN Xiao-xing,et al. Prediction of vibration speed of pile foundation based on BP neural network[J].Blasting,2018,35(2):177-181. (in Chinese)
- [6] MAHDI Saadat,MANOJ Khandelwal,M Monjezi. An ANN-based approach to predict blast-induced ground vibration of Gol-E-Gohar iron ore mine, Iran[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering,2014,6(1):67-76.
- [7] MASSIMO Buscema. Supervised artificial neural networks: backpropagation neural networks [M]. Springer Netherlands;2013-06-15.
- [8] 程相君,陈生潭.神经网络原理及其应用[M].北京:国防工业出版社,1995.
- [8] CHENG Xiang-jun,CHEN Sheng-tan. The principle of neural network and its application[M]. Beijing: National Defense Industry Press,1995. (in Chinese)
- [9] REN C,AN N,WANG J,et al. Optimal parameters selection for BP neural network based on particle swarm optimization; A case study of wind speed forecasting [J]. Knowledge-Based Systems,2014,56:226-239.
- [10] 李静宜.蚁群神经网络的研究及其应用[D].镇江:江苏科技大学,2010.
- [10] LI Jing-yi. Research on neural network based on ant colony optimization algorithm and the application [D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology,2010. (in Chinese)
- [11] 付晓明,王福林,尚家杰.基于多子代遗传算法优化BP神经网络[J].计算机仿真,2016,33(3):258-263.
- [11] FU Xing-ming,WANG Fu-lin,SHANG Jia-jie. Optimization of BP neural network based on multi-child genetic algorithm[J]. Computer Simulation,2016,33(3):258-263. (in Chinese)
- [12] 张莉.几类神经网络的分析与优化及其应用研究[D].西安:西安电子科技大学,2012.
- [12] ZHANG Li. Analysis and Optimization of Several Neural Networks and Their Applications[D]. Xian: Xidian University,2012. (in Chinese)
- [13] OLIVER Kramer. Genetic algorithms [M]. Springer International Publishing;2017-06-15.
- [14] STEPHEN Lynch. Neural networks [M]. Springer International Publishing;2018-10-10.
- [15] AMER Zayegh,NIZAR Al Bassam. Neural network principles and applications [M]. IntechOpen;2018-11-28.