

doi:10.3963/j.issn.1001-487X.2024.03.024

基于 SSA-BP 的爆破振动峰值速度预测研究*

李攀云¹,高文学¹,张小军¹,何茂林¹,葛晨雨²,王林²

(1.北京工业大学 城市建设学部,北京 100124;2.北京市政路桥股份有限公司,北京 100045)

摘要: 为了精准预测爆破振动峰值速度(PPV),有效降低爆破振动的危害,以星光一号露天矿山爆破工程为依托,选取爆心距、堵塞长度、最小抵抗线、炸药单耗、最大单孔装药量、总延期时间、最大单响药量等7个影响因素作为输入变量,采用灰色关联分析法评估各因素与PPV之间的相关性,构建麻雀搜索算法(SSA)优化BP神经网络的爆破峰值振速预测模型,对三向峰值振动速度进行预测,并与BP神经网络模型预测结果进行对比分析,得到SSA-BP神经网络模型预测结果的平均误差分别为6.08%、7.34%、1.91%,BP神经网络模型预测结果的平均误差分别为22.19%、54.01%、25.29%。研究表明:SSA-BP神经网络模型全面考虑了多种爆破设计参数对振动峰值速度的影响;麻雀搜索优化算法有效解决了传统BP神经网络模型容易陷入局部最优的问题,预测结果更精确,与振速监测值吻合度更高、误差更小;并且极大地缩短了样本数据的学习训练时间,加快BP神经网络预测模型的收敛速度,可为类似露天爆破工程质点峰值振速的预测提供借鉴。

关键词: 爆破振动;露天矿山;质点峰值振速预测;BP神经网络;SSA-BP神经网络模型

中图分类号: TP18;TD235 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-487X(2024)03-0205-07

Prediction of Peak Velocity of Blasting Vibration Based on SSA-BP

LI Pan-yun¹, GAO Wen-xue¹, ZHANG Xiao-jun¹, HE Mao-lin¹, GE Chen-yu², WANG Lin²

(1. College of Architecture and Civil Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

2. Beijing Municipal Road and Bridge Co., Ltd., Beijing 100045, China)

Abstract: To accurately predict the peak particle velocity (PPV) and effectively reduce the hazards of blasting vibration, a prediction model was built by BP neural network based on the blasting project of Xingguang No. 1 open-pit mine. Seven influencing factors as core distance, plugging length, minimum resistance line, explosives unit consumption, maximum single-hole charge, total extension time, and maximum single-delay charge, were selected as input variables, and the correlation between each factor and PPV was evaluated by using the grey correlation analysis method. The Sparrow Search Algorithm (SSA) optimized the BP neural network to predict the three-way peak vibration velocity. By comparing and analyzing the prediction results of the BP neural network model, the average errors of the prediction results of the SSA-BP neural network model were 6.08%, 7.34%, and 1.91%, respectively, and that of the prediction results of the BP neural network model was 22.19%, 54.01%, and 25.29%, respectively. The results show that the SSA-BP neural network model comprehensively considers the influence of multiple blasting design parameters on the peak vibration velocity. The sparrow search optimization algorithm can effectively solve the problem of

收稿日期 (Date of reception): 2023-08-20

网络首发日期 (Published online): 2023-12-15

作者简介: 李攀云(1999-),女,在读硕士研究生,从事路基工程方向的研究工作, (E-mail) lipanyun@emails.bjut.edu.cn。

通讯作者: 高文学(1962-),男,教授、博士研究导师,主要从事路基与隧道工程方向的教学与研究, (E-mail) wxgao@bjut.edu.cn。

基金项目: 爆破工程湖北省重点实验室开放基金(项目编号: BL2021-23)

About the author: LI Pan-yun (1999-), female, master candidate, engaged in roadbed engineering, (E-mail) lipanyun@emails.bjut.edu.cn.

Corresponding author: GAO Wen-xue (1962-), male, professor, doctoral supervisor, mainly engaged in teaching and research of roadbed and tunnel engineering, (E-mail) wxgao@bjut.edu.cn.

Fund Programs: Hubei Key Laboratory of Blasting Engineering Foundation (Project No. BL2021-23)

the traditional BP neural network model, which quickly falls into the local optimum. The prediction results are more accurate, and the vibration velocity monitoring value is more consistent with smaller errors. Meanwhile, it can significantly shorten the learning and training time of the sample data to speed up the convergence speed of BP. Additionally, it can also significantly shorten the training time of sample data and accelerate the convergence speed of the BP neural network prediction model.

Key words: blasting vibration; open-pit mines; peak particle velocity prediction; BP neural network; SSA-BP neural network model

随着我国基础建设的不断发展,爆破开挖被广泛应用于路基工程、隧道掘进、矿山开采等工程中。而爆破产生的振动效应对边坡稳定性以及周边建(构)筑物的影响一直是爆破领域持续关注的问题。因此精准预测爆破振动峰值速度、降低或控制爆破振动引起的有害效应,是爆破工程领域亟待解决的问题之一^[1]。

目前,关于爆破振动速度的预测方法主要有基于经验公式的预测方法、数值模拟方法以及机器学习方法等^[2]。在经验公式预测方面,诸多学者基于萨道夫斯基公式提出了一系列改进的爆破振速预测公式^[3-5],但是大都只考虑爆心距和最大单响药量这两个主要影响因素,具有一定的局限性;在数值模拟方面,Yan Bing^[6]、尤元元等利用 ANSYS/LS-DYNA 软件构建不同爆破参数条件下的有限元模型^[7],对爆破振动速度的变化规律等进行了一系列研究;在机器学习方面,学者们研究表明在爆破振动预测模型中^[8-10],对比常规经验公式与 BP 神经网络模型的预测效果,后者精确度更高且误差小。单一的 BP 神经网络预测模型会使结果陷入局部最优解,受样本数据的影响也会使收敛速度变慢。因此,范勇等将爆心距、最大单响药量、高程差和纵波波速作为输入变量^[11],爆破振速作为输出变量,建立 PSO-BP 神经网络爆破振速预测模型;胡业红^[12]、郭钦鹏等利用遗传算法优化 BP 神经网络^[13],构建 GA-BP 神经网络爆破振速预测模型。麻雀搜索算法(SSA)作为一种新型的群体智能优化算法^[14],全局搜索能力强、计算结果可靠、误差小,能加快 BP 神经网络的收敛速度,同时能避免结果陷入局部极值,目前在爆破振动速度预测方面的研究还相对较少。

基于星光一号露天矿山爆破振动监测数据,构建 SSA-BP 神经网络爆破峰值振速预测模型。通过与 BP 神经网络预测结果进行对比,探讨 SSA-BP 神经网络模型的计算精度和收敛效果,以期能有效地应用于工程爆破质点峰值振动速度的预测研究中。

1 SSA-BP 神经网络算法

1.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种以误差反向传播训练的多

层前馈神经网络模型。该模型的实现有两个过程:数据信号的正向传播和反向传播;其拓扑结构包括输入层、隐含层和输出层三部分,如图 1 所示。

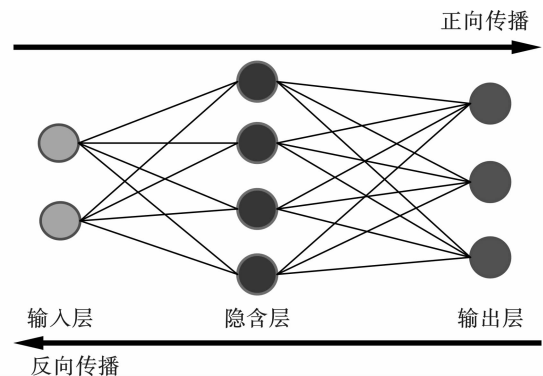


图 1 BP 神经网络拓扑结构

Fig. 1 BP neural network topology

隐含层节点数目的确定对 BP 神经网络预测性能有很大的影响。相关研究表明,隐含层节点数过少会导致 BP 神经网络丧失必要的学习能力和信息处理能力;隐含层节点数过多,会增加 BP 神经网络结构的复杂性、降低学习速度、出现过拟合的情况。根据 Kolomogorow 定律,隐含层节点数计算公式如式(1)所示^[15]

$$h = 2m + 1 \quad (1)$$

式中: h 为隐含层节点数; m 为输入层节点数。

1.2 麻雀搜索算法(SSA)

麻雀搜索算法(SSA)是薛健凯等受麻雀觅食行为和反捕食行为的启发,提出的一种群体智能优化算法。该算法模拟了麻雀觅食行为中出现的 3 种角色,分别为发现者、加入者和侦察者。

发现者在种群中负责提供食物的来源。加入者为了获得更丰富的食物,时刻监视并追随着发现者,甚至会争夺食物资源。当出现捕食者时,侦察者负责发出报警信号,所有麻雀做出反捕食行为。其中,发现者和加入者在整个种群中的占比是固定的,但角色身份是动态变化的,他们会随着自身能源储备的改变更新自己的身份;侦察者是在麻雀种群中随

机选取的。

(1) 在 SSA 算法迭代的过程中,发现者的位置更新如式(2)所示^[15]

$$X_{i,j}^{n+1} = \begin{cases} X_{i,j}^n \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot N_{\max}}\right), R_2 < ST \\ X_{i,j}^n + QL, R_2 \geq ST \end{cases} \quad (2)$$

式中: $X_{i,j}^n$ 指在迭代 n 次时,第 i 只麻雀在第 j 维中的位置信息; N_{\max} 指的是最大迭代次数。 α 取值为 $(0,1]$; Q 是一个随机数,服从正态分布; L 表示一个 $1 \times d$ 的全 1 矩阵。 R_2 为预警值,取值为 $[0,1]$; ST 为安全值,取值为 $[0.5,1]$ 。如果预警值 $<$ 安全值(即 $R_2 < ST$),代表发现者可以在安全的捕食环境下进行搜索;如果安全值 \geq 预警值(即 $R_2 \geq ST$),即代表捕食者被侦察者发现,麻雀种群收到报警信号迅速飞往其他安全的地方觅食。

(2) 加入者的位置更新如式(3)所示^[15]

$$X_{i,j}^{n+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_w - X_{i,j}^n}{i^2}\right), i > \frac{m}{2} \\ X_p^{n+1} + |X_{i,j}^n - X_p^n| \cdot A^+ \cdot L, i \leq \frac{m}{2} \end{cases} \quad (3)$$

式中: X_p 指发现者占据的最佳位置; X_w 指当前全局最差位置。 $A^+ = AT(AAT) - 1$,其中 A 为一个 $1 \times d$ 的每个元素为 1 或 -1 的矩阵。 m 是麻雀的数量,当 $i > m/2$ 时,代表第 i 个加入者觅食情况不理想,此时需要更新觅食地点;当 $i \leq m/2$ 时,加入者可

以移动到最佳位置 X_p ,获得充足的食物。

(3) 侦察者的位置更新如式(4)所示^[15]

$$X_{i,j}^{n+1} = \begin{cases} X_b^n + \beta \frac{n!}{r!(n-1)!} |X_{i,j}^n - X_b^n|, f_i > f_g \\ X_{i,j}^n + K \cdot \left(\frac{|X_{i,j}^n - X_w^n|}{(f_i - f_w) + \varepsilon}\right), f_i = f_g \end{cases} \quad (4)$$

式中: X_b 指当前全局最优位置; β 指的是步长调节参数,服从标准正态分布; K 是一个随机数,取值为 $[-1,1]$; f_i 指第 i 只麻雀的适应度值, f_g 代表当前全局最佳适应度值, f_w 代表当前全局最差适应度值; ε 作为最小的常数,可以防止分母出现零,避免计算错误。

(4) 计算适应度,用均方误差表示,如式(5),确定全局最优位置和最优解

$$f = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5)$$

式中: f 为适应度值; n 为样本量; y_i 为实测值, \hat{y}_i 为预测值。

1.3 SSA-BP 神经网络预测模型构建流程

BP 神经网络预测模型容易陷入局部最优解,导致结果准确度降低。本研究利用麻雀搜索算法(SSA)的全局寻优能力,优化 BP 神经网络的权值和阈值,提高预测结果的准确性。基于麻雀搜索算法优化 BP 神经网络(即 SSA-BP 模型)的流程图如图 2。

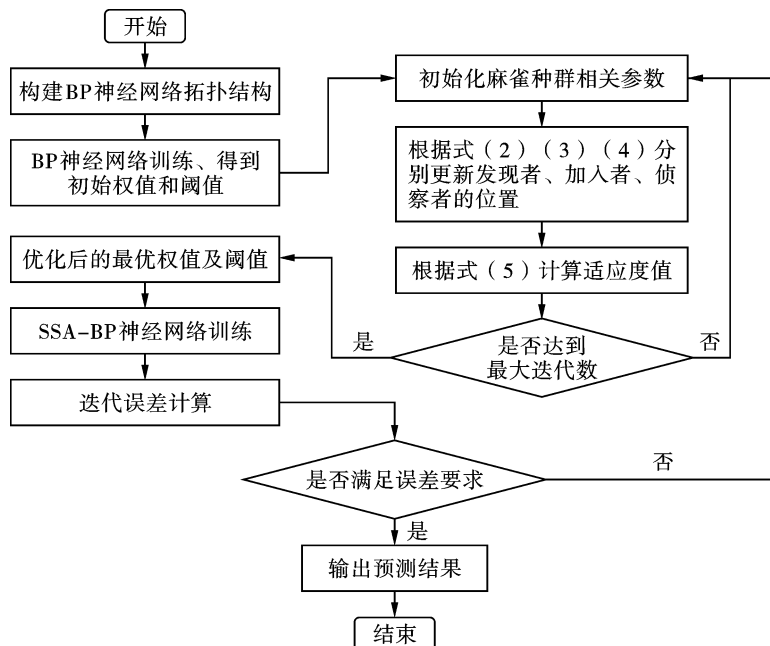


图 2 SSA-BP 神经网络模型流程图

Fig. 2 SSA-BP neural network model flowchart

2 基于 SSA-BP 的露天矿山爆破振动峰值速度预测

2.1 样本数据收集

星光一号露天矿山爆破的布孔方式为梅花形,炮孔直径为 $\phi 90$ mm,起爆顺序为斜线起爆。基于现场实际监测情况,选取爆心距 (m)、堵塞长度 (m)、最小抵抗线 (m)、炸药单耗 (kg/m^3)、最大单

孔装药量 (kg)、总延期时间 (ms)、最大单响药量 (kg) 作为爆破峰值振速的影响因子,分别用 a 、 b 、 c 、 d 、 e 、 f 、 g 表示;选取径向峰值振速 (cm/s)、切向峰值振速 (cm/s)、垂向峰值振速 (cm/s) 的实测值作为模型输出变量,分别用 V_x 、 V_y 、 V_z 表示。监测得到 21 组有效数据对模型进行训练和预测,前 16 组数据作为训练样本,后 5 组为预测样本。实测数据如表 1 所示。

表 1 星光一号露天矿山爆破工程实测数据

Table 1 The measured data of blasting engineering in Xingguang No. 1 Open-pit Mine

序号	a	b	c	d	e	f	g	V_x	V_y	V_z
1	120.7	2.05	2.8	0.35	76.9	1626	230.7	0.68	0.95	0.91
2	162.5	2.05	2.8	0.35	76.9	1626	230.7	0.71	0.85	0.73
3	231.4	2.05	2.8	0.35	76.9	1626	230.7	0.55	0.68	0.72
4	415.5	2.05	2.8	0.35	76.9	5707	230.7	0.20	0.14	0.04
5	31.7	2.25	2.7	0.32	54.1	6230	162.3	0.39	0.45	0.35
6	55.3	2.25	2.7	0.32	54.1	6230	162.3	0.29	0.32	0.24
7	82.5	2.25	2.7	0.32	54.1	6230	162.3	0.25	0.23	0.25
8	107.9	2.25	2.7	0.32	54.1	6230	162.3	0.14	0.20	0.16
9	96.3	2.05	2.8	0.38	76.9	4480	230.7	1.13	1.07	1.49
10	142.6	2.05	2.8	0.38	76.9	4480	230.7	0.80	0.88	1.39
11	176.9	2.05	2.8	0.38	76.9	4480	230.7	0.46	0.82	1.14
12	54.0	3.50	2.5	0.41	68.4	3263	68.4	1.64	2.09	1.44
13	56.0	3.25	2.9	0.29	31.3	1784	17.1	2.82	3.02	1.21
14	64.0	3.25	2.9	0.29	31.3	1784	17.1	2.41	1.31	0.86
15	191.0	3.25	2.9	0.29	31.3	1784	17.1	0.63	0.64	0.64
16	230.0	3.25	2.9	0.29	31.3	1784	17.1	0.63	0.61	0.53
17	69.0	3.25	2.9	0.29	31.3	1784	17.1	0.99	0.81	0.78
18	69.9	2.25	2.7	0.32	54.1	6230	162.3	0.28	0.25	0.28
19	77.0	3.50	2.5	0.41	68.4	3263	68.4	0.69	0.57	0.86
20	113.3	2.05	2.8	0.38	76.9	4480	230.7	0.92	0.90	1.44
21	410.1	2.05	2.8	0.35	76.9	5707	230.7	0.40	0.30	0.29

2.2 爆破峰值振速影响因素的敏感性分析

灰色关联分析方法可以基于较少的样本数据,计算出子序列与母序列之间的关联度。为判定各影响因素分别对三个方向的爆破峰值质点速度是否有显著影响,采用灰色关联分析法对表 1 数据进行敏感性分析,得到的关联度结果如图 3 所示。

关联度值介于 0~1 之间,数值越大,子序列和母序列关系越密切。一般地,关联度在 0.6 之上时,相关性较强。由图 3 可知,7 个输入变量对三向质点峰值振速都有显著影响。

2.3 SSA-BP 神经网络模型参数设置

(1) 构建 BP 神经网络。根据表 1,确定网络结构输入节点数为 7,输出节点数为 4;按照式(1)计算隐含层的节点数为 15,即 BP 神经网络的拓扑结构为 7-15-4。

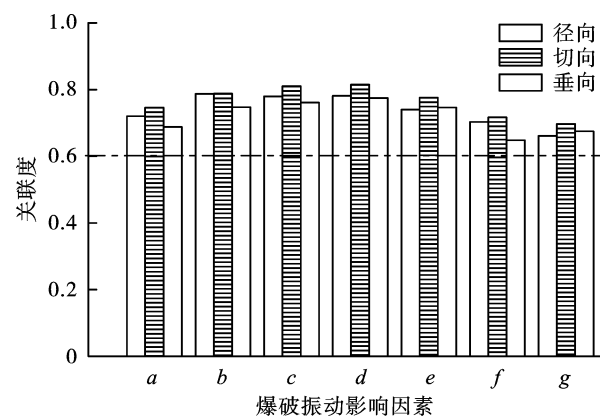


图 3 关联度结果

Fig. 3 Correlation results

(2) 设置 BP 网络训练参数。该模型的训练次数设置为 2000 次,训练目标值为 0.0001,学习率设

为0.01。

(3)SSA 算法参数初始化。初始麻雀种群规模为20,最大迭代次数为50,权值阈值范围为[-5,5],发现者比重PD为0.7,侦察者比重SD为0.2,预警值ST设为0.6。

2.4 SSA-BP 神经网络模型结果分析

2.4.1 适应度值结果分析

SSA-BP 神经网络露天矿山爆破振动峰值速度预测模型的适应度值变化曲线如图4。

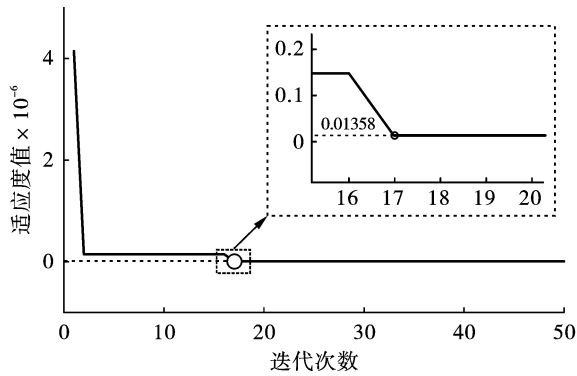


图4 SSA-BP神经网络模型适应度值变化曲线

Fig. 4 The fitness value curve of SSA-BP neural network model

由图4可知,该预测模型经过50次迭代,总体

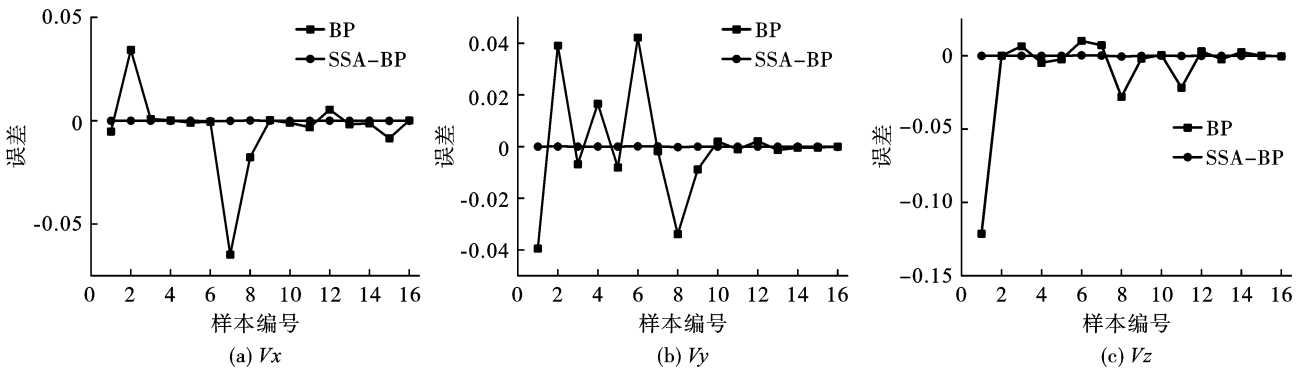


图5 三向峰值振速预测误差对比图

Fig. 5 Comparison of the prediction error of three-direction peak vibration speed

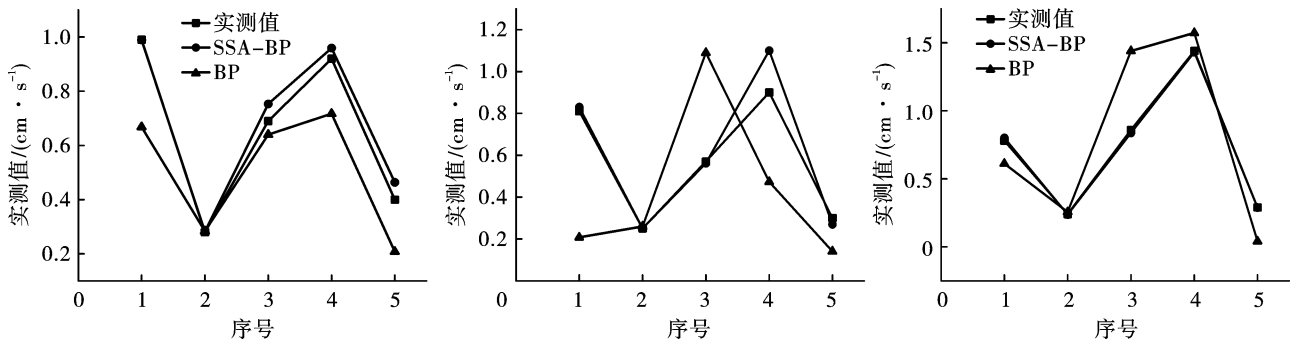


图6 三向峰值振速预测结果对比图

Fig. 6 Comparison of prediction results of three-direction peak vibration velocity

适应度值走势明显下降,其中迭代至如图蓝色圆圈标记处,即第17次,适应度就已经达到最小值 1.3582×10^{-8} 。结果证明:SSA 算法有较强的全局寻优能力,能有效加快BP神经网络预测模型的收敛速度,提高预测精度。

2.4.2 模型训练结果分析

为了更直观地反映出SSA优化BP神经网络的显著效果,将SSA-BP神经网络和BP神经网络分别训练得到的三向峰值振速的均方误差进行对比分析,如图5所示。由此可以看出,与BP模型相比,SSA-BP神经网络模型训练误差曲线基本无波动。即经过SSA优化后,BP神经网络模型训练效果显著提升。

2.4.3 预测值和真实值对比分析

三向峰值振速BP、SSA-BP两种模型的平均相对误差对比如表2所示,预测结果如图6所示。

表2 三向爆破峰值振速平均相对误差对比

Table 2 Comparison of mean relative errors in peak velocity of three-way blasts

预测模型	径向/%	切向/%	垂向/%
SSA-BP 平均相对误差	6.08	7.34	1.91
BP 平均相对误差	22.19	54.01	25.29

由表2可得,SSA-BP径向振速预测模型的平均误差为6.08%;切向振速预测模型的平均误差为7.34%;垂向振速预测模型的平均误差为1.91%。对比两种模型的预测结果和误差,表明SSA-BP神经网络预测模型的准确度更高,更接近真实值。

3 结论

依托星光一号露天矿山爆破工程,构建SSA-BP神经网络爆破质点振动峰值速度预测模型,并与BP神经网络模型预测结果和误差进行对比分析,得出如下结论:

(1)构建以爆心距、堵塞长度、最小抵抗线、设计单耗、最大单孔装药量、总延期时间、最大单响药量7个影响因素作为输入变量的爆破振动峰值速度预测模型,并且采用灰色关联分析法进行敏感性分析,全面考虑了多种爆破参数对振动峰值速度的影响,为类似工程预测爆破振动峰值速度提供参考。

(2)利用麻雀搜索算法优化BP神经网络的权值和阈值,可以大幅缩短样本数据的学习训练时间,增强BP神经网络的非线性动态映射能力,能够满足实际露天爆破振动速度预测的要求。

(3)对比分析SSA-BP和BP神经网络两种模型的预测结果和误差,SSA-BP模型得到的三向振速平均误差分别为6.08%、7.34%、1.91%;BP神经网络模型得到的三向振速的平均误差分别为22.19%、54.01%、25.29%。结果表明SSA-BP神经网络预测模型可以有效解决传统BP神经网络模型容易陷入局部最优的问题,预测结果更准确,与真实值吻合度更高,误差更小。

参考文献 (References)

- [1] XU S D, LI Y H, LIU J P, et al. Optimization of blasting parameters for an underground mine through prediction of blasting vibration [J]. *Journal of Vibration and Control*, 2019, 25(9): 1585-1595.
- [2] 刘 军, 崔清荷. 爆破振动效应预测方法新进展[J]. *河海大学学报(自然科学版)*, 2015, 43(5): 465-471.
- [2] LIU Jun, CUI Qing-he. Advances in methods of predicting blasting-induced vibrations [J]. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 2015, 43(5): 465-471. (in Chinese)
- [3] 陈 明, 卢文波, 李 鹏, 等. 岩质边坡爆破振动速度的高程放大效应研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2011, 30(11): 2189-2195.
- [3] CHEN Ming, LU Wen-bo, LI Peng, et al. Elevation amplification effect of blasting vibration velocity in rock slope [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2011, 30(11): 2189-2195. (in Chinese)
- [4] 蒋 楠, 周传波, 平 雯, 等. 岩质边坡爆破振动速度高程效应[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2014, 45(1): 237-243.
- [4] JIANG Nan, ZHOU Chuan-bo, PING Wen, et al. Altitude effect of blasting vibration velocity in rock slopes [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2014, 45(1): 237-243. (in Chinese)
- [5] J Tribe, KOROZNIKOVA L, KHANDELWAL M, et al. Evaluation and Assessment of Blast-Induced Ground Vibrations in an Underground Gold Mine: A Case Study [J]. *Natural Resources Research*, 2021, 30(6): 4673-4694.
- [6] YAN Bing, LIU Ming, MENG Qing-sheng, et al. Study on the Vibration Variation of Rock Slope Based on Numerical Simulation and Fitting Analysis [J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(9): 4208.
- [7] 尤元元, 崔正荣, 李二宝. 深部高地应力爆破振动质点峰值速度变化特性数值模拟研究[J]. *爆破*, 2020, 37(4): 36-42.
- [7] YOU Yuan-yuan, CUI Zheng-rong, LI Er-bao. Numerical simulation on variation characteristics of blasting vibration particle peak velocity under high in-situ stress [J]. *Blasting*, 2020, 37(4): 36-42. (in Chinese)
- [8] 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.
- [8] PU Chuan-jin, GUO Wang-lin, QIN Xiao-xing, et al. Prediction of blasting vibration velocity of pile foundation based on bp neural network [J]. *Blasting*, 2018, 35(2): 177-181. (in Chinese)
- [9] 王建国, 黄永辉, 周建明. 露天煤矿爆破振动的BP神经网络预测[J]. *河南理工大学学报(自然科学版)*, 2016, 35(3): 322-328.
- [9] WANG Jian-guo, HUANG Yong-hui, ZHOU Jian-ming. BP neural network prediction for blasting vibration in open-pit coal mine [J]. *Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science)*, 2016, 35(3): 322-328. (in Chinese)
- [10] 胡晓冰, 陈志远, 魏格平, 等. 基于BP神经网络的爆破振动预测系统[J]. *矿业研究与开发*, 2020, 40(9): 154-158.
- [10] HU Xiao-bing, CHEN Zhi-yuan, WEI Ge-ping, et al. Blasting vibration prediction system based on BP neural network [J]. *Mining R & D*, 2020, 40(9): 154-158. (in Chinese)
- [11] 范 勇, 裴 勇, 杨广栋, 等. 基于改进 PSO-BP神经网络的爆破振动速度峰值预测[J]. *振动与冲击*, 2022, 41(16): 194-203, 302.
- [11] FAN Yong, PEI Yong, YANG Guang-dong, et al. Prediction of blasting vibration velocity peak based on an im-

- proved PSO-BP neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(16):194-203, 302. (in Chinese)
- [12] 胡业红,何梦,周参军,等. 基于GA-BP神经网络的毫秒延时爆破振动速度预测研究[J]. 中国矿业, 2022, 31(2):72-77.
- [12] HU Ye-hong, HE Meng, ZHOU Can-jun, et al. Study on vibration velocity prediction of millisecond delay blasting based on GA-BP neural network. [J]. China Mining Magazine, 2022, 31(2):72-77. (in Chinese)
- [13] 郭钦鹏,杨仕教,朱忠华,等. 运用GA-BP神经网络对爆破振动速度预测[J]. 爆破, 2020, 37(3):148-152.
- [13] GUO Qin-peng, YANG Shi-jiao, ZHU Zhong-hua, et al. Prediction of blasting vibration velocity using GA-BP neural network[J]. Blasting, 2020, 37(3):148-152. (in Chinese)
- [14] 李雅丽,王淑琴,陈倩茹,等. 若干新型群智能优化算法的对比研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(22):1-12.
- [14] LI Ya-li, WANG Shu-qin, CHEN Qian-ru, et al. Comparative study of several new swarm intelligence optimization algorithms[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(22):1-12. (in Chinese)
- [15] 何茂林,解明聪,徐振洋. 基于SSA-BP神经网络爆破参数优选试验研究[J]. 矿业研究与开发, 2022, 42(1):36-41.
- [15] HE Mao-lin, XIE Ming-cong, XU Zhen-yang. Experimental study on blasting parameters optimization based on SSA-BP neural network[J]. Mining R & D, 2022, 42(1):36-41. (in Chinese)

(上接第138页)

- [11] 费鸿禄,张志强,包士杰,等. 框-筒结构楼房折叠爆破拆除数值模拟研究[J/OL]. 爆破; 1-11. [2023-09-07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1164.tj.20230217.0909.004.html>.
- [11] FEI Hong-lu, ZHANG Zhi-qiang, BAO Shi-jie, et al. Numerical simulation study on folding blasting demolition of frame-tube building[J/OL]. Demolition; 1-11. [2023-08-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1164.tj.20230217.0909.004.html>. (in Chinese)
- [12] 贾永胜,黄小武,王威,等. 复杂环境下框剪结构烂尾楼定向爆破拆除[J]. 爆破, 2018, 35(3):92-97.
- [12] JIA Yong-sheng, HUANG Xiao-wu, WANG Wei, et al. Directional demolition blasting of building in complex situation[J]. Demolition, 2018, 35(3):92-97. (in Chinese)
- [13] ZHANG Qiang, LI Yao-zhuang. Experimental and modeling study on the progressive collapse resistance of a reinforced concrete frame structure under a middle column removal scenario[J]. The Structural Design of Tall and Special Buildings, 2020, 29(2):1-21.
- [14] 高文乐,王燕萍,刘志成,等. 爆破切口高度对小高宽比框架结构爆破拆除效果的影响[J]. 爆破, 2022, 39(2):114-121.
- [14] GAO Wen-le, WANG Yan-ping, LIU Zhi-cheng, et al. Influence of blasting cut height on the demolition blasting effect of frame structure with small height-width ration[J]. Blasting, 2022, 39(2):114-121. (in Chinese)
- [15] 陶明,罗福友,程三建. 复杂环境下多排立柱框架楼房爆破拆除技术[J]. 工程爆破, 2018, 24(3):39-43.
- [15] TAO Ming, LUO Fu-you, CHENG San-jian. Demolition blasting technology of multi row column frame building in complex environment[J]. Engineering Blasting, 2018, 24(3):39-43. (in Chinese)
- [16] 罗宁,柴亚博,杨振,等. 180 m同轴超高复杂结构烟囱拆除爆破[J]. 工程爆破, 2023, 29(3):123-130.
- [16] LUO Ning, CHAI Ya-bo, YANG Zhen, et al. Demolition blasting of 180 m coaxial ultra-high complex structure chimney[J]. Engineering Blasting, 2023, 29(3):123-130. (in Chinese)
- [17] 刘昌邦,贾永胜,黄小武,等. 框架结构楼房逐跨向内倾倒爆破拆除[J]. 爆破, 2020, 37(4):81-88.
- [17] LIU Chang-bang, JIA Yong-sheng, HUANG Xiao-wu, et al. Span-by-span inward collapse blasting demolition of frame structure building[J]. Blasting, 2020, 37(4):81-88. (in Chinese)
- [18] 高文乐,李元振,赵德龙,等. 多截面承重立柱框架结构爆破拆除数值模拟研究[J]. 爆破, 2021, 38(1):93-99.
- [18] GAO Wen-le, LI Yuan-zhen, ZHAO De-long et al. Numerical simulation on blasting demolition of multi-section load-bearing column frame structure[J]. Blasting, 2021, 38(1):93-99. (in Chinese)
- [19] 蒙云琪,倪明亮,操鹏,等. 基于数值模拟的铁四院前大楼拆除爆破方案优化[J]. 爆破, 2018, 35(1):96-103, 160.
- [19] MENG Yun-qi, NI Ming-liang, CAO Peng, et al. Optimization of demolition blasting scheme of Tie Si Yuan former building based on numerical simulation[J]. Blasting, 2018, 35(1):96-103, 160. (in Chinese)