

基于 TPE-BP 神经网络的爆破振速预测模型研究*

崔红艳¹, 张子禄¹, 胡静¹, 张荣国¹, 王桐¹, 王勇²

(1. 太原科技大学 计算机科学与技术学院, 山西 太原 030024;

2. 山西焦煤民爆集团矿山民爆工程分公司, 山西 太原 030300)

摘要: 爆破振动速度是爆破设计需要考虑的重要因素之一, 然而在爆破振动速度预测中, BP 神经网络超参数的确定依赖经验公式且具有主观性。为克服这种局限性, 并提高振动速度预测精度, 采用超参数优化算法 TPE 对 BP 神经网络进行超参数优选。以最大段起爆炸药量、炮孔深度、水平距离、垂直距离和炸药单耗参数作为输入量, 建立了隐含层数量神经元数量为 31 个的 BP 神经网络 (TPE-BP) 预测模型, 该模型的爆破振动速度平均预测误差为 2.35%, 最大误差为 6.29%, 与基于经验公式确定超参数的 BP 神经网络模型和传统的 BP 神经网络模型相比较, 平均预测误差分别降低了 23.26 个百分点和 4.24 个百分点, 说明参数网络优化后 TPE-BP 预测模型能更好地拟合振动数据, 其预测结果更接近真实值, 可为爆破参数设计提供参考依据, 从而有效地控制爆破振动。

关键词: 爆破振动; 振动速度预测; BP 神经网络; TPE 算法; 超参数优化

中图分类号: TD235; TP183 **文献标识码:** A

文章编号: 1005-2763(2024)05-0053-06

0 引言

工程爆破产生的振动会对周围环境产生不良影响, 为了减小爆破振动带来的危害, 确保爆破安全, 需要对爆破振动强度加以控制^[1-2]。振动速度是用来衡量爆破振动强度的重要参数, 因此, 在爆破实施之前对爆破振动速度进行预测具有重要意义^[3-4]。实践中常采用萨道夫斯基公式预测爆破振动速度^[5-6], 然而在复杂地形条件下该公式的预测精度不高, 无法真实反映各种因素对爆破振动速度的影响^[7]。

近年来, BP 神经网络由于其具有强大的非线性

映射能力, 可以在爆破振动速度预测上取得较高的精度, 成为了近年来在预测爆破振动速度应用较为广泛的机器学习算法^[8]。Serdar^[9] 基于 BP 神经网络对采石场爆破振动速度进行了预测, 其预测误差较低。张云鹏等^[10] 使用 BP 神经网络对多台阶地形下的爆破振动速度进行了预测, 并取得了较高的准确度。马海越等^[11] 采用 BP 神经网络对地下采场爆破振动速度进行了预测, 并取得了良好的效果。在上述研究中, BP 神经网络的应用都取得了较好的应用效果, 但未考虑到合适的超参数对优化模型的性能具有重要意义。

闫鹏程等^[12] 利用经验公式来确定 BP 神经网络中隐含层神经元数, 建立了单个隐含层 13 个神经元的网络。范勇等^[13] 根据经验式建立了包含单个隐含层和 8 个隐含层神经元的 PSO-BP 神经网络。然而采用经验公式确定隐含层时, 确定的是经验最优超参数, 很难保证其为最优解。施建俊等^[14] 基于 MATLAB 和 BP 神经网络建立了爆破振动速度预测系统, 能自行输入 BP 神经网络参数进行训练, 为爆破振动速度预测提供了一种方式。胡晓冰等^[15] 基于 BP 神经网络建立了爆破振动速度预测系统, 通过人工迭代寻找最优参数, 实现了对爆破振动速度的预测。然而人工选择具有主观最优性, 且需要投入较多的人力和计算成本。目前研究学者^[16-17] 在给定的 BP 网络结构下, 采用智能优化算法来优化权值以达到较高的预测精度, 但未考虑到模型训练超参数对网络性能的影响, 如正则化项系数等超参数的设置。

* 收稿日期: 2023-07-31

基金项目: 山西省自然科学基金面上项目(202203021211189, 202203021211206); 太原科技大学企业委托横向项目(2021035); 太原科技大学博士科研启动基金项目(20202057); 太原科技大学大学生创新创业训练项目(XJ2023110)。

作者简介: 崔红艳(1995—), 女, 山西运城人, 硕士, 助教, 主要从事矿山智能爆破、智能算法优化及图像处理等方面的研究工作, E-mail: chy5344@tyust.edu.cn。

通信作者: 胡静(1977—), 女, 山西大同人, 博士, 教授, 主要从事矿山智能爆破、图像分割、图像识别、智能优化算法等方面的研究工作, E-mail: 2000010@tyust.edu.cn。

采用 TPE 优化算法优化 BP 神经网络的超参数具有一定的可行性。魏寅孔等^[18]使用 TPE 算法对 CATBoost 进行了超参数优化。查雯婷等^[19]使用 TPE 算法对 LSTM 神经网络进行了超参数寻优。廖才波等^[20]使用 TPE 算法对 XGBoost 进行了超参数优化。以上研究均通过 TPE 算法来寻找超参数并提高了模型性能。因此,针对网络超参数确定的问题,本文采用 TPE 优化算法优化 BP 神经网络中的超参数,建立了 TPE-BP 预测模型。

通过对比单一模型超参数迭代优化的 BP 神经网络及萨道夫斯基公式的预测结果,验证了 TPE-BP 预测模型具有一定的有效性,简化了 BP 神经网络超参数设置的过程并提升了预测精度,使爆破振动速度预测更加智能化。

1 算法原理

1.1 BP 神经网络原理

BP 神经网络是一种基于多层前馈神经网络的反向误差传播模型。BP 神经网络训练过程分为前向传递和反向传播两个过程,由输入层、隐含层和输出层组成。有研究表明,采用 3 层 BP 神经网络能够逼近任何区间的连续函数,达到很好的非线性拟合。本文采用 3 层 BP 神经网络,网络结构如图 1 所示。图中, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 为输入集合, m 为输入层节点个数, x_i 为输入层的第 i 个参数节点, $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 为隐含层神经元集合, n 为隐含层神经元数量, b_j 为隐含层的第 j 个神经元,表示网络偏置值, \hat{y} 为输出值。网络结构中每层之间通过权重 $W = \{\omega(i, j)\}$ 连接。

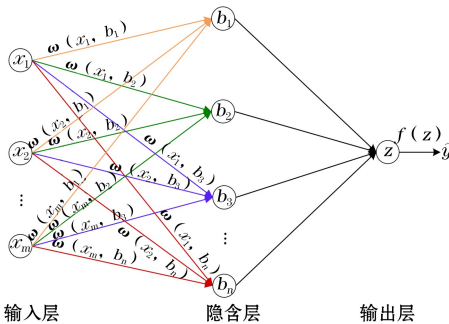


图 1 BP 网络结构

Fig.1 Structure of BP network

网络前向传递过程后,会产生误差。误差的计算公式为:

$$\theta = [f(\sum_{i,j} \omega(i, j)x_i + b_j) - y]^2 \quad (1)$$

式中, θ 表示误差值, f 表示 Relu 激活函数。

加入 L2 正则化项,使模型不能任意拟合训练数据中的随机噪音。计算式为:

$$R_w = \|W\|_2^2 = \sum_{i,j} |\omega_{ij}^2| \quad (2)$$

式中, R_w 表示正则化项。

为限制权重大小,一般在正则化项前加上系数,本文通过 TPE 搜索得到最优正则化项系数,进而得到最后的误差函数:

$$Loss = \theta + \lambda R_w \quad (3)$$

式中,误差函数 $Loss$ 为目标函数, λ 为正则化项系数。

网络反向传播过程中,根据误差值和正则化项计算的误差函数,采用 Adam 优化器来更新输出层权重和偏置值。本文优化器的参数也通过 TPE 搜索得到最优解。通过反向传播算法的不断迭代优化,本文迭代次数设为 1000,不断调整网络的参数,以最小化误差函数,直到满足最小误差或达到最大迭代次数,训练结束。

1.2 TPE 算法原理

TPE 优化算法是一种使用树结构概率密度估计的贝叶斯优化算法,用于搜索区间内对于目标函数取得最值时的最优解。具体过程步骤如下。

(1) 构建目标函数值 y 已知时 x 的分布 $p(x | y)$ 和目标函数值的分布 $p(y)$,其中:

$$p(x | y) = \begin{cases} l(x) & \text{if } y < y^* \\ g(x) & \text{if } y \geq y^* \end{cases} \quad (4)$$

式中, $l(x)$ 是根据观测数据中对应的目标函数值 y 小于给定的阈值 y^* 的数据建立的, y 不小于 y^* 的数据时,则建立 $g(x)$ 。

(2) 计算观测点采集函数值并选取观测点,TPE 使用 EI 作为观测点采集函数,具体公式如下:

$$EI_{y^*}(x) = \int_{-\infty}^{y^*} (y^* - y)p(y | x)dy \quad (5)$$

使用贝叶斯公式将 $p(y | x)$ 进行转换,计算出 EI 函数值后,选择 EI 函数值最大的点作为下一次的观测点。

(3) 更新 $p(x | y)$ 和 $p(y)$,当得到新的观测点并计算出其目标函数值后,将其添加到已观测的数据集中。然后,根据更新后的数据集重新建模 $p(x | y)$ 和 $p(y)$ 。

(4) 判断是否到达停止条件,如果是,则得出目标函数取得最小值时的最优解;如果否,则返回步

骤(2)。

2 TPE-BP 爆破振速预测模型建立

爆破振速预测模型的思想是首先使用 TPE 优化算法,在给定搜索范围的基础上,寻找到最优解。然后根据 TPE 寻找的最优超参数来确定 BP 网络结构并进行训练,最后预测爆破振动速度。通过 TPE,确定最优的 BP 网络结构,即确定隐含层神经元数量;对于训练过程中的正则化项系数和 Adam 参数,也通过优化得到区间最优。算法流程如图 2 所示。

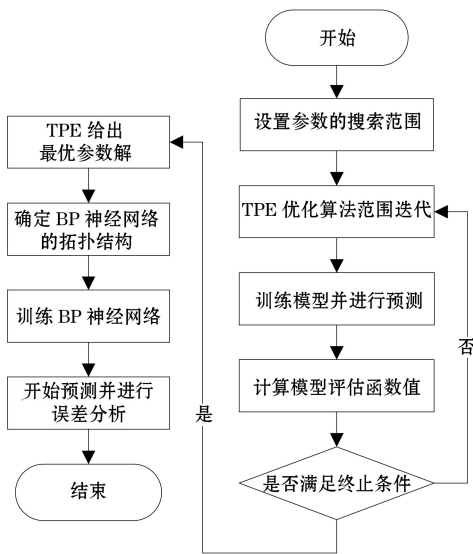


图 2 TPE-BP 爆破振速预测模型算法流程

Fig.2 Algorithm flow of TPE-BP blasting vibration velocity prediction model

TPE 优化的 BP 网络结构隐含层为单层结构,通过设置隐含层的神经元数量区间,得到本文 BP 网络的隐含层神经元数量最优为 31,确定网络拓扑结构为(5,31,1)。在进行网络训练时,L2 正则化项系数和 Adam 参数等网络训练参数通过 TPE 动态调整进行训练,优化后得到 L2 正则化项系数为 0.0067,Adam 参数分别为 0.7 和 0.982。

3 TPE-BP 爆破振速预测模型的应用

3.1 数据背景

本文引入文献[15]中的 30 组爆破振动数据作为数据集。该数据集以内蒙古自治区鄂尔多斯市金欧露天煤矿爆破为基础,将现场收集到的爆破振动数据进行整理得到的。训练集见表 1,测试集见表 2。

表 1 训练数据

Table 1 Train data

编号	最大段装药量/kg	炮孔深度/m	水平距离/m	垂直距离/m	炸药单耗/(kg/m ³)	峰值振速/(cm/s)
1	235.2	17	36.5	0	0.21	4.21
2	235.2	17	51.5	0	0.21	3.173
3	160	19	15	0	0.274	6.071
4	160	19	49	0	0.274	1.997
5	160	19	72	0	0.274	1.499
6	160	19	101.3	-41.9	0.274	0.7749
7	160	19	114.4	-41.9	0.274	0.753
8	160	19	123.8	-41.9	0.274	0.543
9	160	19	51.7	14.2	0.274	2.743
10	160	19	66.4	14.2	0.274	2.224
11	67.2	4	35	-2.5	0.18	1.658
12	252.45	18	65	-1.7	0.32	2.571
13	252.45	18	143	-30.7	0.32	1.763
14	252.45	18	120	-30.7	0.32	0.995
15	252.45	18	170	-49.7	0.32	0.684
16	252.45	18	180	-49.7	0.32	0.571
17	252.45	18	190	-49.7	0.32	0.554
18	160.05	12	162	25	0.235	1.254
19	255.81	18	712	52.4	0.33	0.069
20	255.81	18	90.1	32.1	0.33	1.722
21	255.81	18	98.7	32.1	0.33	1.053
22	255.81	18	168.6	-45	0.33	0.85
23	255.81	18	117.7	-22.7	0.33	2.895
24	153	12	143	-30	0.286	0.562
25	153	12	78	14	0.286	2.349

表 2 测试数据

Table 2 Test data

编号	最大段装药量/kg	炮孔深度/m	水平距离/m	垂直距离/m	炸药单耗/(kg/m ³)	峰值振速/(cm/s)
26	235.2	17	68	0	0.21	2.864
27	67.2	4	64	-2.5	0.18	1.5
28	255.81	18	141.4	-45	0.33	0.927
29	160.05	12	188	25	0.235	0.898
30	252.45	18	35	0	0.32	5.133

3.2 预测结果及对比

3.2.1 传统经验公式确定 BP 神经网络参数

BP 神经网络隐含层节点数 m 的计算公式如下。

$$h = \sqrt{(m+n)} + \alpha \quad (6)$$

式中, n 为输入层节点数; h 为隐含层节点数; m 为输出层节点数; α 是隐含层之间的调节常数, $\alpha = 1, 2, 3, \dots, 10$ 。

通过经验公式推出隐含层范围为 3~13,对每个数量的神经元进行试验,在迭代次数都为 1000 的条件下,得出的试验结果见表 3。

表3 不同隐含层节点数 BP 网络的预测误差结果

Table 3 The prediction error of BP network with different numbers of hidden layer nodes

隐含层节点个数	平均相对误差/%
3	47.1
4	45.8
5	61.1
6	47.0
7	72.9
8	66.7
9	28.7
10	133.1
11	40.9
12	134.9
13	43.8

由表3可知,隐含层节点数为9时,误差最小。因此,基于本文参数,搭建了(5,9,1)的网络拓扑结构来进行对比。

3.2.2 预测对比

TPE-BP 爆破振速预测模型、文献[15]中基于 BP 神经网络的爆破振动预测模型、经验公式确定的 9 个隐含层节点数 BP 神经网络及萨道夫斯基公式的预测结果对比见表 4。

表4 爆破振速预测结果

Table 4 The results of blasting vibration velocity prediction

编号	真实振速	TPE-BP	文献[15] BP 网络	经验公式	萨道夫斯基公式
26	2.864	2.868	2.91	2.22	2.06
27	1.5	1.538	1.34	0.90	1.25
28	0.927	0.900	0.98	1.23	0.86
29	0.898	0.843	0.79	1.19	0.54
30	5.133	5.125	4.99	5.13	4.57

从表4中预测的振动速度峰值来看,TPE-BP 神经网络的预测结果相较于其他3种预测方法,更接近于真实值,直观对比如图3所示。

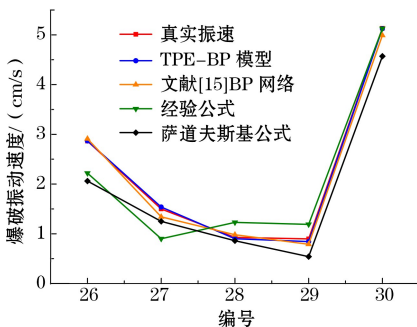


图3 爆破振速预测值的对比

Fig.3 Comparison chart of predicted blasting vibration velocity values

表5展示了误差结果。从误差来看,基于TPE优化得到的最优超参数BP神经网络在这5组测试数据上的平均预测误差为2.35%,最大误差为6.29%。而文献[15]中基于人工寻找超参数的BP神经网络的平均预测误差为6.59%,最大误差为12.20%;经验公式确定隐含层神元数的BP网络的平均预测误差为25.61%,最大误差为39.91%;萨道夫斯基公式的平均预测误差为20.56%,最大误差为39.87%。TPE-BP神经网络的预测效果优于其他3种方法的预测效果,说明了TPE优化BP算法有较好的振动速度预测能力,参数选择更能表达数据的非线性关系。

表5 振速预测误差

Table 5 The errors of vibration velocity prediction %

编号	TPE-BP	文献[15]BP网络	经验公式	萨道夫斯基公式
26	0.13	1.60	22.33	28.07
27	2.51	10.67	39.91	16.67
28	2.86	5.70	32.98	7.20
29	6.29	12.20	32.70	39.87
30	0.16	2.80	0.11	10.97
平均	2.35	6.59	25.61	20.56

4 结论

(1) 提出了一种利用TPE优化算法对BP神经网络进行参数优选的方法。克服了传统网络超参数寻优时的局限性和主观性的问题,TPE-BP优化算法可为研究人员提供客观的参数选择。

(2) 构建了一个爆破振动TPE-BP神经网络预测模型,隐含层神经元数量为31,预测结果的平均预测误差为2.35%,最大误差为6.29%。分别与人工参数优选、经验公式参数优选和萨道夫斯基公式进行对比,TPE-BP神经网络预测模型的预测精度更高,说明TPE-BP神经网络预测模型的参数选择更符合工程实际。

(3) TPE-BP神经网络预测模型通过给定搜索范围进行模型参数选取,具有一定的容错性,可为工程爆破的振动危害控制提供参考依据。

参考文献(References):

- [1] 薛田喜,徐鸿鹏,张旭飞,等.进路式采矿爆破振动波在充填体内的传播规律研究[J].矿业研究与开发,2023,43(7):42-49.
XUE Tianxi, XU Hongpeng, ZHANG Xufei, et al. Study on propagation law of blasting vibration waves in filling body during drift mining[J]. Mining Research and Development, 2023,43(7):42-49.
- [2] 刘知言,陈银友,许艳生.露天爆破事故分析与安全管理研究[J].工程爆破,2022,28(1):118-122.

- LIU Zhiyan, CHEN Yinyou, XU Yansheng. Surface blasting accident analysis and safety management research [J]. *Engineering Blasting*, 2022, 28(1): 118-122.
- [3] 李岩松, 罗利, 杨根明, 等. 隧道开挖爆破对临近既有建筑安全影响分析[J]. *工程爆破*, 2022, 28(1): 123-129.
- LI Yansong, LUO Li, YANG Genming, et al. Impact of tunnel blasting on the safety of adjacent buildings [J]. *Engineering Blasting*, 2022, 28(1): 123-129.
- [4] 李萍丰, 张兵兵, 谢守冬. 露天矿山台阶爆破技术发展现状及展望[J]. *工程爆破*, 2021, 27(3): 59-62+88.
- LI Pingfeng, ZHANG Bingbing, XIE Shoudong. Development status and prospect of bench blasting technology in open-pit mine [J]. *Engineering Blasting*, 2021, 27(3): 59-62+88.
- [5] 付俊, 周罕, 徐继刘, 等. 露天矿山石灰岩边坡爆破振动特性及规律研究[J]. *矿冶工程*, 2023, 43(1): 32-34+39.
- FU Jun, ZHOU Han, XU Jiliu, et al. Study on characteristics and law of blasting vibration for open-pit slopes in limestone mine [J]. *Mining and Metallurgical Engineering*, 2023, 43(1): 32-34+39.
- [6] 唐先习, 张春洋, 王要武, 等. 爆破振动下隧道初支混凝土振速衰减规律[J]. *工程爆破*, 2022, 28(6): 42-50.
- TANG Xianxi, ZHANG Chunyang, WANG Yaowu, et al. Vibration velocity attenuation law of initial support concrete in tunnel under blasting vibration [J]. *Engineering Blasting*, 2022, 28(6): 42-50.
- [7] 李小贝. 爆破施工对邻近既有隧道的振动响应研究[J]. *爆破*, 2021, 38(4): 149-155.
- LI Xiaobei. Study on vibration response of blasting construction to adjacent existing tunnels [J]. *Blasting*, 2021, 38(4): 149-155.
- [8] RAMESH B, DANIAL J A, EDY T. Intelligence prediction of some selected environmental issues of blasting: a review [J]. *The Open Construction and Building Technology Journal*, 2020, 14(1): 298-308.
- [9] SERDAR E. Prediction of blast-induced ground vibration with ann and prediction performance [J]. *International Journal of Innovative Engineering Applications*, 2021, 5(2): 205-211.
- [10] 张云鹏, 杨曦, 朱晓玺. 基于 BP 神经网络的多台阶地形爆破振速预测对比分析[J]. *矿业研究与开发*, 2017, 37(6): 44-46.
- ZHANG Yunpeng, YANG Xi, ZHU Xiaoxi. Comparative analysis of blasting vibration velocity prediction based on bp neural network in multi-level terrain [J]. *Mining Research and Development*, 2017, 37(6): 44-46.
- [11] 马海越, 张云鹏, 刘宏颖. 基于 BP 神经网络的地下采场爆破振速预测[J]. *爆破器材*, 2019, 48(6): 55-59.
- MA Haiyue, ZHANG Yunpeng, LIU Hongying. Prediction of blasting vibration velocity in underground stope based on bp neural network [J]. *Explosive Materials*, 2019, 48(6): 55-59.
- [12] 闫鹏程, 尚松行, 张超银, 等. 改进 BP 神经网络算法对煤矿水源的分类研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41(7): 2288-2293.
- YAN Pengcheng, SHANG Songxing, ZHANG Chaoyin, et al. Classification of coal mine water sources by improved bp neural network algorithm [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(7): 2288-2293.
- [13] 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.
- FAN Yong, PEI Yong, YANG Guangdong, et al. Prediction of blasting vibration velocity peak based on an improved PSO-BP neural network [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2022, 41(16): 194-203+302.
- [14] 施建俊, 李庆亚, 张琪, 等. 基于 Matlab 和 BP 神经网络的爆破振动预测系统[J]. *爆炸与冲击*, 2017, 37(6): 1087-1092.
- SHI Jianjun, LI Qingya, Zhang Qi, et al. Forecast system for blasting vibration velocity peak based on Matlab and BP neural network [J]. *Explosion and Shock Waves*, 2017, 37(6): 1087-1092.
- [15] 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.
- HU Xiaobing, CHEN Zhiyuan, WEI Geping, et al. Blasting vibration prediction system based on BP neural network [J]. *Mining Research and Development*, 2020, 40(9): 154-158.
- [16] 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.
- HE Maolin, XIE Mingcong, XU Zhenyang. Experimental study on blasting parameter optimization based on SSA-BP neural network [J]. *Mining Research and Development*, 2022, 42(1): 36-41.
- [17] 张勇, 李旋, 尹燕良, 等. 基于萤火虫算法优化 BP 神经网络的爆破振速预测[J]. *人民长江*, 2023, 54(5): 231-236.
- ZHANG Yong, LI Xuan, YIN Yanliang, et al. Prediction of peak particle velocity of blast vibration based on BP neural network model optimized by firefly algorithm [J]. *Yangtze River*, 2023, 54(5): 231-236.
- [18] 魏宾孔, 李振华, 李振兴, 等. 特高压直流输电线路合成电场的天气影响因素及预测模型[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(9): 3769-3778.
- WEI Yinkong, LI Zhenhua, LI Zhenxing, et al. Weather factors and prediction model of synthetic electric field of ultra-high voltage direct-current transmission line [J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(9): 3769-3778.
- [19] 查雯婷, 闫利成, 陈波, 等. 基于 TPE-LSTM 的区域超短期风电功率预测[J]. *计算机应用与软件*, 2022, 39(11): 25-30+111.
- ZHA Wenting, YAN Licheng, CHEN Bo, et al. Regional ultra-short-term wind power forecasting method based on TPE-LSTM [J]. *Computer Applications and Software*, 2022, 39(11): 25-30+111.
- [20] 廖才波, 杨金鑫, 邱志斌, 等. 一种基于夏普利值及油中溶解气体分析的可解释变压器故障诊断方法[J]. *电网技术*, 2024, 48(4): 1752-1762.
- LIAO Caibo, YANG Jinxin, QIU Zhibin, et al. An interpretable transformer fault diagnosis method based on shap value and dissolved gas analysis of transformer oil [J]. *Power System Technology*, 2024, 48(4): 1752-1762.

Study on Prediction of Blasting Vibration Velocity Based on TPE-BP Neural Network

CUI Hongyan¹, ZHANG Zilu¹, HU Jing¹, ZHANG Rongguo¹, WANG Tong¹, WANG Yong²

(1.College of Computer Science and Technology, Taiyuan University of

Science and Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China;

2.Shanxi Coking Coal Explosion Group Mine Civil Explosion Engineering Branch, Taiyuan, Shanxi 030300, China)

Abstract: The blasting vibration velocity is one of the important factors that need to be considered in blasting design. However, in predicting blasting vibration velocity, the determination of hyperparameters in BP neural networks depends on empirical formulas and has subjectivity. To overcome this limitation and improve the accuracy of vibration velocity prediction, the hyperparameter optimization algorithm of TPE was used to optimize the hyperparameters of the BP neural network. A BP neural network (TPE-BP) prediction model with 31 hidden layers neurons was established using the maximum explosive charge, borehole depth, horizontal distance, vertical distance, and explosive consumption parameters as input. The average prediction error of the blasting vibration velocity of the model was 2.35%, with a maximum error of 6.29%. Compared with the BP neural network model based on empirical formulas to determine hyperparameters and the traditional BP neural network model, the average prediction error was reduced by 23.26 percentage points and 4.24 percentage points, respectively. The results indicate that the optimized parameters network of the TPE-BP prediction model can better fit the vibration data, and its prediction results are closer to the true values. The study can provide a reference basis for blasting parameter design, thereby further effectively control the blasting vibration.

Key words: Blasting vibration, Prediction of vibration velocity, BP neural network, TPE algorithm, Hyperparameter optimization