

应用研究·非煤矿山·

# 基于 DBO-SVR 算法的爆破振动预测 比较研究

Research on Blasting Vibration Prediction Based on DBO-SVR Algorithm

王连生<sup>1</sup>, 高峰<sup>2</sup>, 谢金熹<sup>2</sup>, 杨潘磊<sup>1</sup>, 常旭<sup>2</sup>

(1. 南京梅山冶金发展有限公司矿业分公司, 江苏 南京 21004; 2. 中南大学资源与安全工程学院, 湖南 长沙 410083)

**摘要:**为提高预测精度和适应性,基于梅山铁矿的爆破工程,提出了一种基于蜣螂算法优化的支持向量回归(Dung Beetle Optimize Support Vector Regression, DBO-SVR)模型用于爆破时质点峰值振动速度(Peak Particle Velocity, PPV)预测,使用皮尔逊热图分析各特征与PPV的相关性,并使用均方误差和决定系数作为模型评估指标,对比分析 DBO-SVR, DBO-XGB, SVR, XGB 四个算法的预测结果,四个算法的均方误差分别为 0.028, 0.152, 1.084, 0.226, 决定系数分别为 0.985, 0.917, 0.408, 0.877。研究表明, DBO-SVR 算法的预测效果优于其他几个模型; DBO-SVR 算法模型综合考虑了多个爆破设计参数对 PPV 的影响,极大缩短样本数据的训练时间,并加快模型的收敛速度以满足实际爆破振动的速度预测要求,预测结果更精确,误差更小,可为类似爆破工程的峰值振动速度的预测提供参考。

**关键词:**爆破振动; 质点峰值振动速度; 支持向量回归; DBO-SVR 模型

中图分类号: TD235

文献标志码: A

文章编号: 1672-609X(2024)04-0001-05

**Abstract:** In order to improve the prediction accuracy and adaptability, based on the blasting project of Meishan Iron Mine, this paper proposes a Dung Beetle Optimized Support Vector Regression (DBO-SVR) model for PPV prediction. The Pearson heat map is used to analyze the correlation between each feature and PPV (Peak Particle Velocity), and the mean square error and coefficient of determination are used as the model evaluation indexes. The prediction results of DBO-SVR, DBO-XGB, SVR and XGB are compared and analyzed. The mean square errors of the four algorithms were 0.028, 0.152, 1.084, 0.226, and the determination coefficients were 0.985, 0.917, 0.408, 0.877, respectively. The results show that the prediction effect of DBO-SVR algorithm is better than that of other models. The DBO-SVR algorithm model comprehensively considers the influence of multiple blasting design parameters on PPV, greatly shortens the training time of sample data, and accelerates the convergence speed of the model to meet the speed prediction requirements of actual blasting vibration. The prediction results are more accurate and the error is smaller, which can provide reference for the prediction of peak vibration velocity of similar blasting projects.

**Key words:** blasting vibration; peak particle vibration velocity; support vector regression; DBO-SVR model

## 1 前言

爆破振动是由爆炸引起的地震波,它是矿山开采、土木工程等领域中不可避免的现象<sup>[1]</sup>。爆炸瞬间释放大量能量,这些能量以应力波的形式传播,导致周围介质(如土壤、岩石)产生振动。爆破振动不仅会对周围环境和建筑物产生影响,还

可能对人员的安全造成威胁<sup>[2]</sup>。质点峰值振动速度(PPV)是衡量爆破振动强度的重要参数,它表示爆破产生的地震波在传播过程中,某一质点在单位时间内的最大速度。PPV通常通过地震检波器或加速度计等仪器进行实地测量,测量仪器记录振动过程中爆破振动对测量处振动速度值,选取

[作者简介] 王连生(1970—),男,高级工程师,主要从事金属矿采矿与管理方面的研究工作。

[基金项目] 国家“十三五”重点研发计划“面向固废源头减量的砌块铁矿精准连续化开采技术”(课题编号:2020YFC1909801)。

[引用格式] 王连生,高峰,谢金熹,等. 基于 DBO-SVR 算法的爆破振动预测比较研究[J]. 中国矿山工程,2024,53(4):1-5.

其中的最大值作为 PPV,在实际工程中,PPV 也可以通过经验公式和预测模型进行估算。常用的经验公式如美国采矿研究所公式<sup>[3]</sup>,萨道夫斯基公式<sup>[4]</sup>。然而,传统的 PPV 预测方法主要依赖于经验公式和物理模型,虽然这些方法在某些特定条件下表现良好,但它们在处理复杂和多变的地质条件时,往往显得力不从心。

随着数据科学和人工智能技术的发展,机器学习在 PPV 预测中的应用逐渐受到关注,并展示出显著的优势,机器学习作为一种数据驱动的方法,通过对大量历史数据的学习,可以建立高效、准确的预测模型,克服传统方法的诸多局限性<sup>[5]</sup>。谢超群<sup>[6]</sup>等通过 SVR 算法选取炮眼密集系数、最小抵抗线、光爆孔线装药量、光爆孔眼深度和岩石单轴抗压强度建立光面爆破效果预测模型,取得较好的预测结果。胡业红<sup>[7]</sup>等采用 GA 算法优化神经网络,并将预测结果与萨道夫斯基公式所计算的振动速度预测结果进行比较,正面神经网络的预测精度要远高于萨道夫斯基公式。Khandelwal<sup>[8]</sup>通过随机森林算法对 PPV 进行预测,并将结果与传统公式进行对比分析。Fisne<sup>[9]</sup>等通过模糊推理系统对 PPV 进行预测。

机器学习可以通过大量历史数据训练,自动学习复杂的非线性关系,提高预测精度,并且具有良好的泛化能力和实时预测能力,因此本文利用蜣螂算法(DBO)对支持向量回归算法(SVR)进行优化,在考虑总起爆药量,起爆区域,爆心距,最大单孔装药量的情况下,构建 DBO-SVR 预测模型对 PPV 进行预测。

## 2 DBO-SVR 模型基本原理

### 2.1 支持向量回归(SVR)

支持向量回归(Support Vector Regression,SVR)是一种基于支持向量机<sup>[10]</sup>(SVM)的回归分析方法。与传统的回归模型相比,SVR 通过引入支持向量的概念,能够更好地处理非线性关系并具有较强的泛化能力。

SVR 的目标是找到一个函数  $f(x)$ ,使得它可以尽可能地接近给定的输出值。SVR 的基本数学表达式为

$$f(x) = \omega^T \phi(X) + b \quad (1)$$

式中: $\omega$  是权重向量; $\phi(X)$  是将输入映射到高维空间的核函数; $b$  是偏置项。SVR 中的核函数用于将输入

数据映射到高维空间,以便在该空间中找到一个线性分隔的超平面,因此选择合适的核函数尤为重要。

本文使用高斯径向基函数(RBF)作为 SVR 模型的核函数进行计算,SVR 的模型示意如图 1 所示。

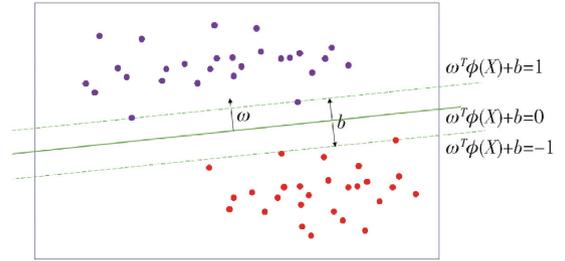


图 1 SVR 模型示意图

### 2.2 蜣螂算法(DBO)

蜣螂算法(DBO)是一种基于蜣螂行为的启发式优化算法<sup>[11]</sup>。这种算法模拟了蜣螂的滚球、跳舞、繁殖、觅食和偷窃等五种行为,来解决复杂的优化问题。本文中蜣螂算法的种群数量为 30,每次迭代过程中选择位置最好的 6 只蜣螂进行滚球或舞蹈行为,第 7 到第 12 只进行觅食行为,第 13 至 19 只进行繁殖行为,第 20 到第 30 只进行偷窃行为。在每次迭代过程中,滚球行为的更新公式为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \times k \times x_i^{t-1} + b \times \Delta x \quad (2)$$

$$\Delta x = |x_i^t - x^{\text{worst}}| \quad (3)$$

式中: $\alpha$  是取值为  $-1$  或  $1$  的数字; $k \in (0, 0.2]$  中的随机数; $b$  是一个取值为中的常数; $x^{\text{worst}}$  是全局最差的蜣螂位置; $\Delta x$  为模拟光强的变化。跳舞行为的更新公式为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \tan(\theta) |x_i^t - x_i^{t-1}| \quad (4)$$

式中: $\theta \in [0, \pi]$ ,繁殖行为的更新公式如下:

$$Lb^* = \max(X^* \times (1 - R), Lb) \quad (5)$$

$$Ub^* = \max(X^* \times (1 - R), Ub) \quad (6)$$

式中: $X^*$  表示当前局部最优位置; $Lb^*$  和  $Ub^*$  分别表示产卵的下界和上界; $R = 1 - \frac{1}{Max_{iter}}$ ;  $Max_{iter}$  表示最大的迭代次数。 $Lb$  和  $Ub$  分别表示优化问题的上界和下界,此时蜣螂的位置更新如下:

$$x_i^{t+1} = X^* + b_1 \times (x_i^t - Lb^*) + b_2 \times (x_i^t - Ub^*) \quad (7)$$

式中: $x_i^t$  是第  $i$  个卵球在第  $t$  次迭代的位置信息; $b_1$  和  $b_2$  是两个独立的大小为  $1 \times dim$  维的随机向量。觅食行为的更新公式如下:

$$Lb^b = \max(X^b \times (1 - R), Lb) \quad (8)$$

$$Ub^b = \max(X^b \times (1 - R), Ub) \quad (9)$$

式中: $X^b$ 表示全局最优位置, $Lb^b$ 和 $Ub^b$ 分别表示最佳觅食区域的下界和上界。因此蜣螂的位置更新如下:

$$x_i^{t+1} = X^* + C_1 \times (x_i^t - Lb^b) + (C_2) \times (x_i^t - Ub^b) \quad (10)$$

式中: $x_i^t$ 表示第*i*个蜣螂第*t*次迭代的位置信息; $C_1$ 表示服从正态分布的随机数; $C_2$ 表示(0,1)范围内的随机向量。偷窃行为的更新公式如下:

$$x_i^{t+1} = X_b + S \times g \times (|x_i^t - X^*| + |x_i^t - X^b|) \quad (11)$$

式中: $x_i^t$ 表示第*i*个卵球在第*t*次迭代的位置信息; $g$ 是大小为 $1 \times dim$ 维的服从正态分布的随机向量, $S$ 是一个常数。

### 2.3 DBO-SVR 模型

图2所示为蜣螂优化算法优化 SVR 算法的流程,SVR 算法的性能主要取决于超参数的选择,主要为正则化参数  $C$ ,不敏感带宽度  $\varepsilon$  和径向基核函数的宽度  $gamma$ 。正则化参数  $C$  控制模型的复杂度和容忍度,较小的  $C$  值会导致更平滑的解,而较大的  $C$  值会导致更接近训练数据的解。不敏感带宽度  $\varepsilon$  定义了损失函数中的不敏感区域的宽度,即  $\varepsilon$  范围内的误差被认为是可接受的。基核函数的宽度  $gamma$  控制径向基核函数的“尖锐度”,即控制每个样本点的影响范围。采用 DBO 算法对 SVR 算法(后文记为 DBO-SVR 算法)优化时,将以上的3个超参数的上下限分别设置为  $C: (0.1, 150)$ ,  $\varepsilon: (0.01, 0.5)$ ,  $gamma: (0.01, 100)$ , 并且将训练集的  $R^2$  作为适应度函数的返回值。

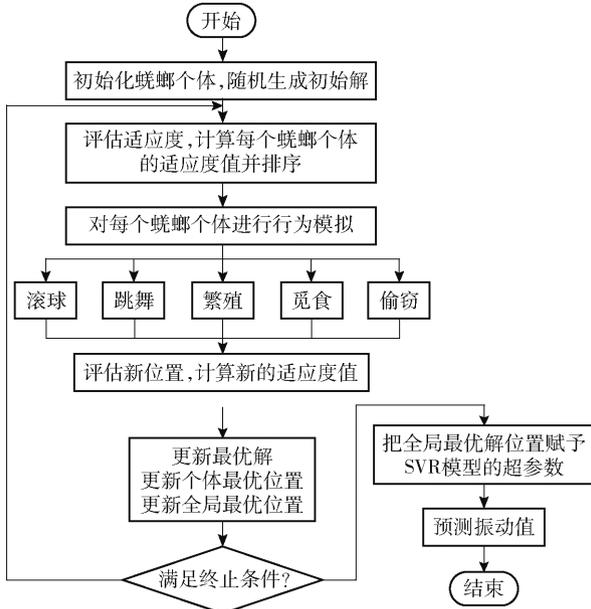


图2 蜣螂优化算法流程图

## 3 基于 DBO-SVR 的爆破振动速度预测

### 3.1 样本数据采集

梅山铁矿采用无底柱分段崩落法开采,爆破布孔方式为扇形中深孔<sup>[12-13]</sup>,炮孔孔径为 90 mm,基于现场实际监测情况,选取总起爆药量(kg),起爆区域(起爆区域由覆盖岩石分为东区和西区,在处理特征时将东区记为 1,西区记为 2,具体如图 3 所示),爆心距(m),最大单孔装药量(kg)作为标签爆破峰值振动速度(PPV)的特征。监测到 350 组有效数据对模型进行训练和预测,测试集为训练集总数的 0.2,部分实测数据见表 1。

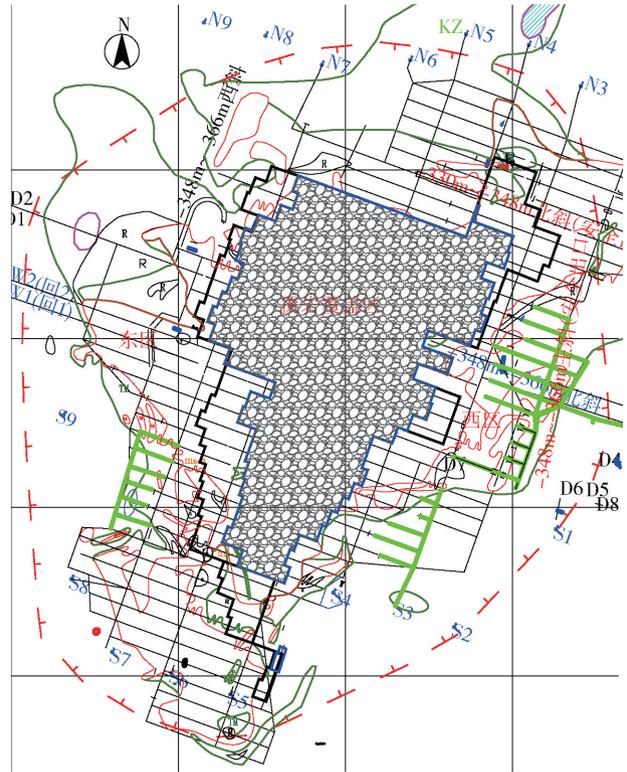


图3 梅山铁矿起爆区域位置图

### 3.2 PPV 影响因素相关性分析

皮尔逊热图<sup>[14]</sup>是一种用于可视化数据集中变量之间相关性的图表,它基于皮尔逊相关系数,用颜色编码来表示变量之间的相关性强度。为判定个特征与 PPV 的相关性,采用皮尔逊热图的方式对表 1 的数据进行相关性分析,得到的热图如图 4 所示,其中皮尔逊相关系数的公式为

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (12)$$

式中: $n$  是样本数; $x_i$ 和 $y_i$ 是第 $i$ 个样本点 $x$ 和 $y$ 的取值; $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 分别是 $x$ 和 $y$ 的样本均值。

表1 梅山铁矿爆破工程实测数据

序号	药量/ t	爆破点 (东1西2)	爆心 距/m	单段最大 药量/t	PPV/ $\text{cm}\cdot\text{s}^{-1}$
1	0.95	1	912	0.202	0.036
2	0.95	1	1093	0.202	0.022
3	1.20	2	774	0.221	0.071
4	1.20	2	840	0.221	0.069
5	1.20	2	925	0.221	0.062
6	1.20	2	957	0.221	0.072
7	1.30	2	711	0.215	0.037
8	1.30	2	797	0.215	0.037
9	1.30	2	870	0.215	0.039
...	...	...	...	...	...
343	1.20	2	50	0.26	3.058
344	1.20	2	825	0.24	0.061
345	1.50	2	1035	0.25	0.148
346	1.10	2	985	0.29	0.124
347	1.20	2	981	0.29	0.144
348	1.65	1	915	0.15	0.165
349	0.50	2	858	0.22	0.106
350	1.20	2	874	0.30	0.139

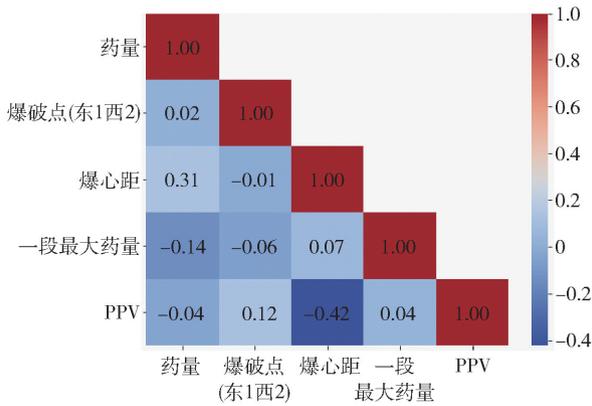


图4 PPV 皮尔逊热图

当系数值为1时,意味着变量 $X$ 和 $Y$ 可以完全由一条直线来描述,所有的数据点都完美地落在同一条直线上,并且 $Y$ 随着 $X$ 的增加而增加。如果系数值为-1,则表示所有的数据点也落在一条直线上,但 $Y$ 是随着 $X$ 的增加而减少的。当系数值为0时,则说明两个变量之间没有线性关系。由此可见,爆心距与PPV的相关性最大。

### 3.3 DBO-SVR 模型结果分析

#### 1) 适应度结果对比分析

为进一步验证 DBO-SVR 算法的性能,本文采

用 XGB(极端梯度提升树)算法进行对比分析,分别采用 DBO 算法对 SVR 算法和 XGB 算法进行优化,并将优化后的模型的适应度曲线进行比较,各模型的适应度曲线如图5所示。

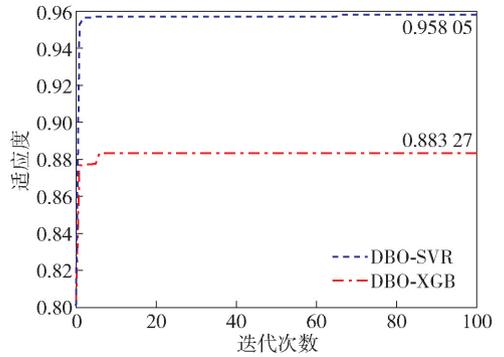


图5 DBO-SVR 与 DBO-XGB 适应度曲线对比图

如图5所示,两模型经过100次迭代后,总体适应度值走势明显上升并且收敛,SVR模型的适应度最终收敛为0.95805,XGB的适应度最终收敛为0.88327。结果表明,DBO算法有较强的全局搜索能力,能够较快的加速SVR和XGB算法的收敛速度,提高预测精度,并且在同样的数据集与优化算法基础上,SVR的算法要优于XGB算法。

#### 2) 模型训练结果分析

采用均方误差(MSE),和决定系数 $R^2$ 来评价SVR,XGB,DBO-SVR与DBO-XGB四个算法的模型性能。其表达式为

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (13)$$

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (14)$$

式中: $n$ 是样本数量; $y_i$ 是真实值; $\hat{y}_i$ 是模型预测的值; $SS_{res}$ 是残差平方和 $SS_{res} = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$ ;  $SS_{tot}$ 表示总平方和 $SS_{tot} = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$ , $\bar{y}$ 是 $\hat{y}_i$ 均值。 $MSE$ 和 $R^2$ 的期望值分别为0和1。

各模型在训练集上的计算结果见表2。可以看出SVR算法在不适用优化算法前的 $MSE$ 和 $R^2$ 都要差于XGB算法,在DBO算法优化后,XGB算法的 $MSE$ 从0.226下降到0.152, $R^2$ 从0.877提高到0.917,模型的预测精度都有小幅度的提升,而在经过DBO优化算法优化过后SVR算法的 $MSE$ 从1.084下降到0.028, $R^2$ 从0.408提高到0.985,模型表现大幅提升,体现出很高的预测精度和很低的损失值,并且预测精度反超XGB-DBO模型。

表2 各模型计算结果

算法模型	MSE	R <sup>2</sup>
SVR	1.084	0.408
XGB	0.226	0.877
SVR-DBO	0.028	0.985
XGB-DBO	0.152	0.917

图6所示为4个预测模型的预测值与真实值的对比,可以看出在不使用优化算法时XGB的预测效果要优于SVR算法,但是在采用DBO算法后,SVR的预测结果显著提升更接近真实值,因此在该数据集上使用DBO-SVR算法是合理的。

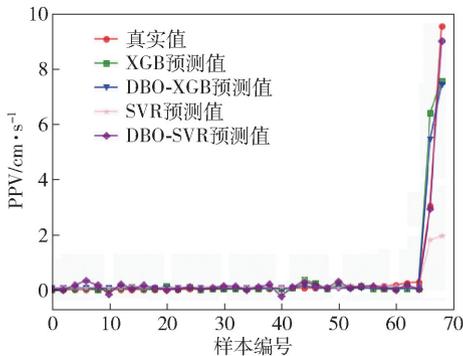


图6 不同模型预测结果对比图

## 4 结论

基于梅山铁矿的爆破振动工程,将 DBO 算法与 SVR 算法相结合建立 DBO-SVR 爆破振动预测模型,与 SVR 算法, XGB 算法和 DBO-XGB 算法的预测结果和误差进行对比,得出以下结论:

(1) 构建以总起爆药量,起爆区域,爆心距,最大单孔装药量 5 个特征作为输入变量 PPV 为输出变量的爆破振动预测模型,并采用皮尔逊热图对各特征与 PPV 的相关性进行分析,全面考虑多种因素对爆破振动大小的影响,得出性能良好的 PPV 预测模型,为类似的爆破工程峰值振动预测提供参考。

(2) 利用蜣螂算法优化支持向量机的正则化参数  $C$ ,不敏感带宽度和径向基核函数的宽度  $\gamma$  三个超参数进行优化,可以大量缩短样本数据的训练时间,并加快模型的收敛速度以满足实际爆破振动的速度预测要求。

(3) 对比分析 SVR 算法, DBO-SVR 算法, XGB 算法和 DBO-XGB 算法的预测结果和误差值, DBO-SVR 算法的  $MSE$  和  $R^2$  分别为 0.028 和 0.985, XGB-

DBO 算法的  $MSE$  和  $R^2$  分别为 0.152 和 0.917, SVR 算法的  $MSE$  和  $R^2$  分别为 1.084 和 0.408, XGB 算法的  $MSE$  和  $R^2$  分别为 0.226 和 0.877。结果表明 DBO-SVR 预测模型的预测结果更优,更适合用于爆破振动的预测。

## [参考文献]

- [1] 李浩荡,余长超,周永利,等. 我国露天煤矿开采技术综述及展望[J]. 煤炭科学技术,2019,47(10):24-35.
- [2] 杨云强,何翔,王欢,等. 自然崩落采矿法不同拉底方式沿脉技术分析[J]. 中国矿山工程,2023,52(5):53-58.
- [3] Duvall W I, Fogelson D E. Review of criteria for estimating damage to residences from blasting vibrations [M]. US Department of the Interior, Bureau of Mines, 1962.
- [4] Ambraseys N N, Hendron A J. Dynamic behaviour of rock masses[M]. J Wiley&Sons, 1968.
- [5] 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.
- [6] 谢超群,李启月,刘玉丰,等. 基于 SVR 的隧道掘进光面爆破效果预测模型[J]. 矿冶工程,2022,42(2):28-31.
- [7] 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.
- [8] Khandelwal M, Armaghani D J, Faradonbeh R S, et al. Classification and regression tree technique in estimating peak particle velocity caused by blasting[J]. Engineering with Computers, 2017, 33: 45-53.
- [9] Fisne A, Kuzu C, Hüdaverdi T. Prediction of environmental impacts of quarry blasting operation using fuzzy logic [J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2011, 174: 461-470.
- [10] Zhang R Z, Zhu Y J. Predicting the mechanical properties of heat-treated woods using optimization-algorithm-based BPNN[J]. Forests, 2023, 14: 935.
- [11] 刘晓. 爆破动荷载对充填体内预留巷道的稳定性研究[J]. 中国矿山工程,2023,52(4):24-29.
- [12] 邓红卫,杨懿全,高峰,等. 基于 LS-DYNA 的扇形中深孔逐孔起爆段别优化[J]. 振动与冲击,2017,36(11):140-146.
- [13] 高峰,强小杰,杨潘磊,等. 地下中深孔爆破地震波监测及衰减影响因素分析[J]. 爆破,2016,33(4):27-33.
- [14] 李汴生,彭红梅,张德润,等. 基于感官品质的油梨常温后熟进程预测模型[J]. 农业工程学报,2019,35(13):285-290.