

doi:10.3963/j.issn.1001-487X.2026.03.003

基于 GRA-DBO-BP 神经网络的 露天矿山爆破振动速度预测研究*

余红兵^{1,2,3}, 张晓芳¹, 和铁柱³, 张小军¹, 赵明生², 王基禹³, 管伟明⁴

(1. 北京工业大学 建筑工程学院, 北京 100124; 2. 宏大爆破工程集团有限公司, 长沙 410000;
3. 保利民爆哈密有限公司, 哈密 839000; 4. 新疆大学, 乌鲁木齐 830000)

摘要: 为提高露天矿山爆破振动预测精度并降低其对周边建(构)筑物的危害风险,提出一种基于蜣螂算法(DBO)优化BP神经网络参数的爆破振动预测模型(DBO-BP)。以新疆哈密别斯库都克露天矿爆破工程为例,应用灰色关联度(GRA)分析,评估最小抵抗线、爆心距、炸药单耗、堵塞长度、高程差、排间延期时间及最大单响药量等7个关键参数与爆破振动峰值速度(PPV)径向、切向、垂向分量的关联性。引入DBO算法优化BP神经网络的权值与阈值,构建GRA-DBO-BP模型预测径向、切向和垂向的爆破振动峰值速度(PPV)。通过对比GRA-BP神经网络、GRA-DBO-BP神经网络模型的预测结果,验证了GRA-DBO-BP模型的优越性。为进一步验证该方法的普适性与可靠性,选取新疆天池能源南露天煤矿边坡岩体爆破工程为验证对象。结果表明:GRA能有效评估爆破参数与PPV的相关性,且各爆破参数的关联度值均在0.6以上,DBO优化可有效规避BP神经网络易收敛至局部最优的问题,进一步提高了预测结果的可靠性和准确度。研究结果可为露天爆破矿山工程振动控制与安全施工提供理论支持与技术参考。

关键词: 峰值质点振动速度; 灰色关联度; 蜣螂优化算法; BP神经网络; 露天矿山

中图分类号: TP18; TD235 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-487X(2026)03-0021-10

Prediction of Blasting Vibration Velocity in Open-pit Mines based on GRA-DBO-BP Neural Network

YU Hong-bing^{1,2,3}, ZHANG Xiao-fang¹, HE Tie-zhu³, ZHANG Xiao-jun¹,
ZHAO Ming-sheng², WANG Ji-yu³, GUAN Wei-ming⁴

(1. College of Architecture and Civil Engineering, Beijing University of Technology,
Beijing 100124, China; 2. Hongda Blasting Engineering Group Co., Ltd., Changsha 410000, China;
3. Poly Civil Explosives Hami Co., Ltd., Hami 839000, China;
4. Xinjiang University, Urumqi 830000, China)

Abstract: To improve the prediction accuracy of blasting vibration in open-pit mines and mitigate the hazard risks to surrounding buildings (structures), a blasting vibration prediction model (DBO-BP) based on the Dung Beetle Optimizer (DBO) for optimizing the parameters of a BP neural network is proposed. Taking the blasting project of

收稿日期 (Date of reception): 2025-12-02

网络首发日期 (Published online): 2026-07-08

作者简介: 余红兵 (1991-), 男, 湖南常德人, 正高级工程师、硕士研究生, 主要从事爆破工程、采矿工程, (E-mail) whutyhb@hotmail.com。

通信作者: 张小军 (1991-), 男, 陕西神木人, 博士研究生, 主要从事爆破相关的科研与教学工作, (E-mail) 1024770807@qq.com。

基金项目: 巴里坤科技计划项目 (项目号 BLKKJ 24-05)

About the author: YU Hong-bing (1991-), male born in Changde city, Hunan province, senior engineer, master, mainly engaged in blasting engineering and mining engineering, (E-mail) whutyhb@hotmail.com.

Corresponding author: ZHANG Xiao-jun (1991-), male, born in Shenmu city, Shaanxi province, Ph. D, mainly engaged in blasting-related scientific research and teaching, (E-mail) 1024770807@qq.com.

Fund Programs: Supported by the Science and Technology Program of Barkol (No. BLKKJ 24-05)

the Biesikuoduke Open-pit Mine in Hami, Xinjiang as an example, Grey Relational Analysis (GRA) is applied to evaluate the correlation between seven key parameters, including minimum burden, distance to the blast center, powder factor, stemming length, elevation difference, delay between rows, maximum charge per delay, and the radial, tangential, and vertical components of Peak Particle Velocity (PPV) of blasting vibration. The DBO algorithm is introduced to optimize the weights and thresholds of the BP neural network, constructing the GRA-DBO-BP model to predict the radial, tangential, and vertical PPV of blasting vibration. A comparative analysis of the prediction results from the GRA-BP and GRA-DBO-BP neural network models verifies the superiority of the GRA-DBO-BP model. To further verify the universality and reliability of the proposed method, the slope rock blasting project at the Nan Open-pit Coal Mine of Xinjiang Tianchi Energy was selected as the research object for validation. The results demonstrate that GRA can effectively assess the correlation between blasting parameters and PPV, with the grey relational grade for all seven parameters exceeding 0.6. DBO optimization can effectively circumvent the tendency of BP neural networks to converge to local optima, thereby enhancing prediction reliability and accuracy. This study provides theoretical support and technical reference for vibration control and safe construction in open-pit blasting projects.

Key words: peak particle vibration velocity; grey relational analysis; dung beetle optimizer; BP neural network; open-pit mine

钻爆法是采矿工程常用的岩体破碎方法,然而其产生的爆破振动会对周边环境造成不同程度的影响^[1]。在矿山爆破施工前,准确预测爆破峰值质点振动速度 (PPV), 据此结果针对性地调整与优化爆破参数以减轻振动危害,具有重要意义^[2]。

工程实践中, PPV 预测主要依赖传统的萨道夫斯基公式^[3]。但该公式主要考虑爆心距和最大单响药量两个参数, 而实际影响 PPV 的因素众多, 导致其预测精度有限^[4]。针对萨道夫斯基公式考虑因素不足导致的预测偏差问题, 诸多学者对其进行了修正。陈明等基于台阶结构自振频率与爆破振动主频的耦合机理 (鞭梢效应)^[5], 揭示了高程差引起台阶边沿振速放大的现象, 并据此建立了高程修正模型。杨如孜等系统分析了爆破振动高程放大效应的影响因素^[6], 采用改进的层次分析法 (IAHP) 确定了各影响因素的组合权重, 并引入高程、坡度等计算指标, 建立了考虑高程放大效应的修正公式。尽管此类修正方法在一定程度上提升了预测准确性, 但爆破振动的强非线性、多因子交互特性仍难以通过修正公式完整表征。

近年来, 人工智能技术的发展推动了机器学习在爆破振动预测中的应用^[7]。张文涛等融合主成分分析 (PCA) 与鲸鱼算法 (WOA) 优化 XGBoost 模型^[8], 将平均绝对相对误差降低至 14.59%; 张鹏飞等基于灰色关联度 (GRA) 特征筛选与集成粒子群 (EPSO) 优化 SVM, 实现了煤岩互层条件下爆破振动速度的高精度预测^[9]。赵莱溪等利用马氏距离判别 (MD) 剔除离群值^[10], 结合主成分分析 (PCA) 降维与 BP 神经网络, 建立了 MD-PCA-BP 神经网络

预测模型, 在复杂地质条件下将预测误差控制在 10% 以内。李攀云等应用灰色关联分析筛选影响因素^[11], 并引入麻雀搜索算法 (SSA) 优化 BP 神经网络进行 PPV 预测, 结果表明 SSA 可缓解传统 BP 神经网络的局部最优问题, 并提高模型收敛速度。然而, 现有研究仍存在一定不足: 部分优化算法在全局寻优与局部开发之间的平衡性仍有待提高, 模型收敛速度和稳定性仍需进一步改善; PCA 降维易丢失参数物理关联性, 且多数模型仍以单一方向或合振速预测为主, 未针对三向 PPV (径向、切向、垂向) 开展同步精准预测, 难以充分满足工程精细化振动控制需求。

作为 2022 年提出的新型智能优化算法, 蜣螂算法 (DBO) 根据滚球、觅食、繁殖等多重行为机制^[12], 不仅种群多样性与解空间探索能力更优, 且鲁棒性强、无需复杂参数调试, 能动态平衡全局搜索与局部开发, 收敛速度和寻优精度显著优于传统算法^[13]。因此, 本研究采用 GRA 分析法评估各爆破参数与 PPV 的相关性, 筛选高关联度输入参数以降低输入变量冗余; 在此基础上引入 DBO 算法优化 BP 神经网络的权值与阈值, 提高模型参数寻优能力并避免模型陷入局部最优解, 进而构建 GRA-DBO-BP 神经网络预测模型, 实现三向 PPV 的同步预测。

以新疆哈密别斯库都克露天矿工程为研究背景, 通过与 GRA-BP 模型的预测结果对比, 系统评估 GRA-DBO-BP 模型的预测性能, 并选取新疆天池能源南露天煤矿边坡岩体工程, 采用相同建模方法验证 GRA-DBO-BP 模型的工程适用性和可靠性, 为露天爆破振动多方向精准控制提供新的技术路径。

1 基于灰色关联度的蜣螂算法优化 BP 神经网络算法预测模型

1.1 灰色关联度 (GRA)

灰色关联度是一种用于衡量两个系统或因素之间随时间或不同对象变化趋势一致性程度的数学分析方法^[14]。两个序列的关联度取决于它们在变化趋势上的相似程度,趋势越相似,关联度越高;反之则越低。其计算通常包括以下几个步骤:

1) 确定参考序列和比较序列:参考序列是作为基准的序列,而比较序列则是需要与之进行关联度分析的其他序列。

2) 数据标准化:为了消除量纲和数量级的影响,需要对原始数据进行无量纲化处理。

3) 计算关联系数:关联系数是灰色关联度计算的基础,其公式为

$$\zeta_i(k) = \frac{\min_i \min_k |y(k) - x_i(k)| + p \max_i \max_k |y(k) - x_i(k)|}{|y(k) - x_i(k)| + p \max_i \max_k |y(k) - x_i(k)|} \quad (1)$$

式中: p 表示分辨系数,其值通常取 0.05,该系数的大小决定了模型的分辨能力,二者呈现负相关关系。

4) 计算灰色关联度:关联度数值越大,表示对应参数的影响效应越显著。其计算公式公式为

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \zeta_i(k), (k = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

1.2 蜣螂算法 (DBO)

蜣螂优化算法 (DBO) 是 Xue 和 Shen 于 2022 年提出的群体智能优化方法,通过模拟蜣螂自然行为构建搜索机制。该算法将种群分为推球蜣螂、繁殖蜣螂、小蜣螂和小偷蜣螂四种角色,各角色采用不同的行为策略以实现复杂优化问题的有效求解。

1) 推球蜣螂:模拟蜣螂在无障碍时利用太阳导航滚动粪球前进,位置更新公式为

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha k x_i(t-1) + b \Delta x \quad (3)$$

$$\Delta x = |x_i(t) - X^w|$$

式中: t 为迭代轮次; $x_i(t)$ 为第 i 只蜣螂在第 t 轮的坐标; α 值通过概率随机取 1 (无偏移) 或 -1 (有偏移)。 $k \in (0, 0.2]$ 是偏转系数; $b \in (0, 1)$ 为常数; X^w 为全局最差位置; Δx 用于模拟光照强度波动。

2) 繁殖蜣螂:为保障后代安全,在边界选择策略定义的安全区域内产卵,如式(4)

$$R = 1 - t/T_{\max}$$

$$Lb^* = \max[X^*(1 - R), Lb] \quad (4)$$

$$Ub^* = \min[X^*(1 + R), Ub]$$

式中: R 为收敛因子; $T_{\max}$ 为最大迭代次数; X^* 为局部最优位置; Lb^* 和 Ub^* 分别为产卵区的下、上边界; Lb 和 Ub 分别为全局搜索上下界。

如图 1 所示,大圆圈为问题边界,内部圆圈为蜣螂繁殖区。 X^* 为黑球,红点为繁殖球位置,蓝点为滚动蜣螂,黄点为边界。每次迭代中,雌蜣螂在产卵区内产卵。

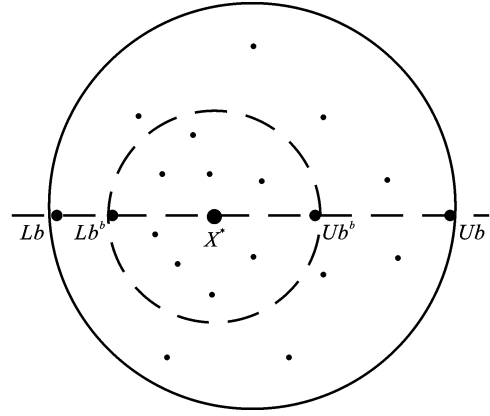


图 1 边界选择策略

Fig. 1 Boundary selection strategy

3) 小蜣螂:蜣螂幼虫在最佳觅食区域觅食,觅食区域定义如公式(5)。

$$Lb^b = \max[X^b(1 - R), Lb] \quad (5)$$

$$Ub^b = \min[X^b(1 + R), Ub]$$

式中: Lb^b 和 Ub^b 分别对应最优觅食区域的下限和上限; X^b 为算法搜索到的全局最优位置。

4) 偷窃蜣螂:模拟从其他蜣螂处抢夺粪球的行为,迭代中按掠夺规则更新位置,如式(6)所示。

$$x_i(t+1) = X^b + Sg[|x_i(t) - X^*| + |x_i(t) - X^b|] \quad (6)$$

式中: S 为常数, g 是遵循正态分布的随机向量。

1.3 BP 神经网络

BP 神经网络是一种多层前馈模型,核心是误差反向传播。网络由输入层、隐藏层和输出层组成,层间通过权重连接。正向传播计算预测值与误差,反向传播利用梯度下降逐层更新权重与偏置。通过反复迭代,网络不断逼近输入与输出之间的非线性映射关系。见图 2。

BP 神经网络隐含层神经元数量的确定直接影响模型性能。隐含层神经元数量过少时,模型易出现欠拟合;数量过多时,则可能导致过拟合并增加计算成本。需平衡预测精度与计算效率以确定最优隐含层神经元数量。根据 Kolmogorov 定理,隐含层神

神经元数估算^[15]

$$n_2 = \sqrt{n_1 + m + 1} + a \quad (7)$$

式中: n_2 为中间层数目; n_1 为输入层数目; m 为输出层数目; a 为 1 ~ 10 之间的整数。

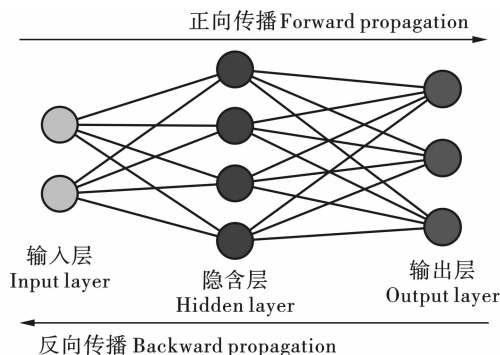


图 2 BP 神经网络拓扑结构图

Fig. 2 Topological structure diagram of BP neural network

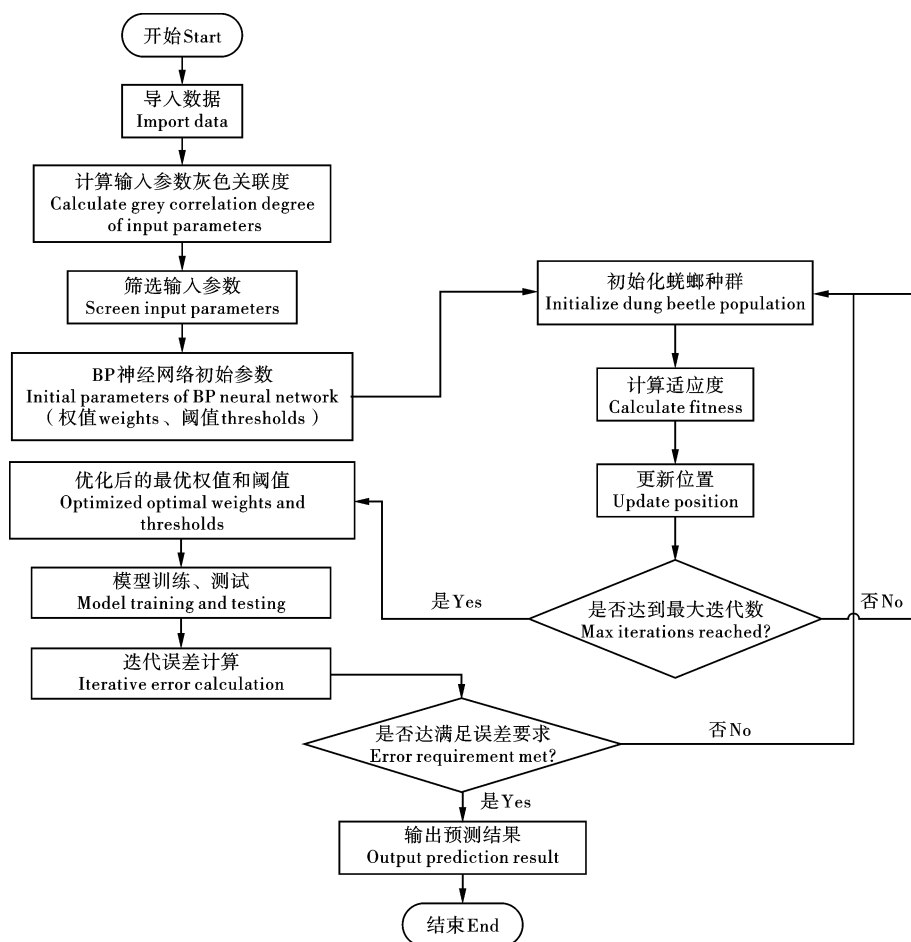


图 3 GRA-DBO-BP 神经网络模型流程图

Fig. 3 Flowchart of GRA-DBO-BP neural network model

2 基于 GRA 特征筛选的 DBO-BP 神经网络爆破振动峰值速度预测

2.1 样本数据收集

新疆别斯库都克露天煤矿矿区位于哈密地区巴

1.4 GRA-DBO-BP 神经网络预测模型构建流程

针对 BP 神经网络存在的梯度消失、局部极小值及参数敏感等问题, 本文通过灰色关联度分析 (GRA) 计算各爆破参数与爆破振动峰值速度之间的关联度, 筛选强相关特征作为模型输入, 以减少冗余信息、降低输入维度; 利用蜣螂优化算法 (DBO) 对 BP 神经网络的初始权重与偏置进行寻优, 凭借 DBO 的全局搜索能力改善传统 BP 网络因随机初始化而导致的收敛缓慢和易陷入局部最优等问题, 为网络提供最优初始参数; 将优化后的权值与偏置赋予 BP 网络, 通过训练集的正向传播与误差反向修正, 精细拟合爆破参数与振动峰值速度间的非线性映射关系, 从而构建出精度与泛化能力更优的预测模型, 实现爆破振动效应的准确预估。基于 GRA-DBO-BP 神经网络协同优化框架的建模流程如图 3 所示。

里坤县大红柳峡乡, 距乌鲁木齐市约 560 km, 距巴里坤县 150 km, 地处科克赛尔克山与纸房盆地的交接处, 整体地形呈北高南低、东高西低趋势。地貌形态为残丘状剥蚀平原, 海拔 1269 ~ 1339 m, 东西相对高差 70 m, 局部微地形高差在 5 ~ 10 m。垂直钻

孔方式,炮孔直径为 $\phi 90\text{ mm}$,孔距为 3.5 m ,排距为 3 m ;采用电子雷管起爆系统,通过精准延时设计实现逐孔或逐排毫秒延期起爆。

为开展爆破振动预测研究,在台阶平台设置 4 个监测点,如图 4 所示,并采用 TC-4850N 测振仪对爆破作业振动信号进行监测。最小抵抗线决定爆炸能量向自由面释放的效率;堵塞长度影响能量封闭程度与振动转化比例;炸药单耗表征爆破能量输入强度;最大单响药量直接决定瞬时振动能量,是群孔振动叠加的关键参数;爆心距反映振动波的空间衰减规律;高程差则体现了露天台阶地形对振动波传

播的影响;排间延期时间控制相邻排振动波的时域叠加模式,因此选取最小抵抗线(m)、堵塞长度(m)、炸药单耗(kg/m^3)、最大单响药量(kg)、爆心距(m)、高程差(m)、排间延期时间(ms)作为爆破峰值振速的影响因子,分别用 X_1 、 X_2 、 X_3 、 X_4 、 X_5 、 X_6 、 X_7 表示,输出变量径向、切向和垂向三个方向的峰值质点振动速度分别用 V_x 、 V_y 、 V_z 表示,实验通过现场监测获得 96 组有效数据样本(具体数据详见表 1),其中前 77 组作为训练样本,用于预测模型构建与参数训练,后 19 组作为独立测试样本验证模型泛化能力。

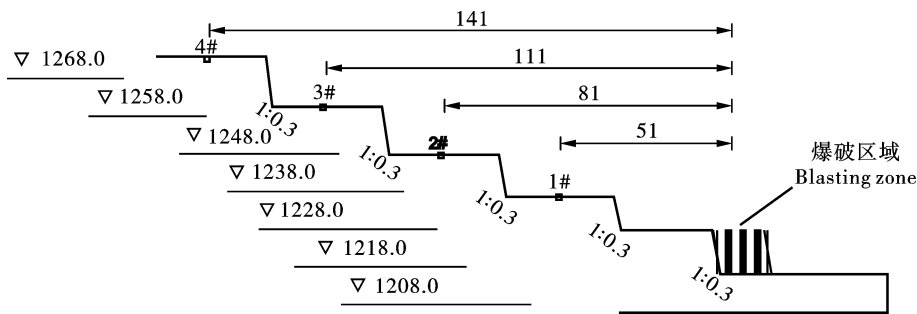


图 4 爆破振动监测点布置(单位:m)
Fig. 4 Blasting vibration monitoring point layout(unit:m)

表 1 别斯库都克露天矿爆破工程实测数据
Table 1 Biesikuduke Open-pit Mine blasting engineering field-measured data

序号 Number	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	V_x	V_y	V_z
1	2.70	2.25	0.32	162.30	56.14	9.70	50.00	2.82	2.73	3.02
2	2.70	2.25	0.32	162.30	79.58	21.20	50.00	1.13	1.17	1.57
3	2.70	2.25	0.32	162.30	113.22	32.70	50.00	0.71	0.67	1.09
4	2.70	2.25	0.32	162.30	139.93	41.30	50.00	0.54	0.48	0.77
5	2.60	2.50	0.38	126.90	53.90	11.30	65.00	2.13	2.01	2.51
92	2.50	3.00	0.36	94.00	147.08	45.40	60.00	1.66	1.73	1.69
93	2.60	3.25	0.35	126.90	65.23	13.10	75.00	2.07	1.99	2.04
94	2.60	3.25	0.35	126.90	91.05	22.60	75.00	1.58	1.61	1.55
95	2.60	3.25	0.35	126.90	119.32	34.90	75.00	1.50	1.44	1.47
96	2.60	3.25	0.35	126.90	147.34	45.00	75.00	1.70	1.78	1.67

2.2 基于灰色关联度的影响因素敏感性评估

基于灰色关联度理论,计算各影响因素(子序列)与三向爆破峰值振速(母序列)的关联度值,以定量评估参数敏感性。表 1 数据的关联度分析结果如图 5 所示,所有参数与三向 PPV 的关联度均 >0.6 ,满足输入要求。其中,爆心距与三向爆破振动峰值速度的关联程度最低,可能与监测点集中分布于边坡台阶导致的样本数量不足有关;数据层面虽呈现爆心距影响减弱,但整体上所有参数的关联度满足要求,表明所选参数均与三向 PPV 具有较强

的关联性,符合模型输入要求。

2.3 预测模型参数设置

构建 BP 神经网络模型时,以 7 项影响因子作为输入层节点,以三向 PPV 作为输出层节点。依据 Kolmogorov 三层神经网络存在性定理,经计算确定隐含层最优节点数为 14,形成 7-14-3 的网络拓扑结构。为平衡模型预测精度与泛化能力,关键训练参数设置如表 2 所示。

2.4 预测结果分析

为直观呈现蛭螂优化算法(DBO)对神经网络

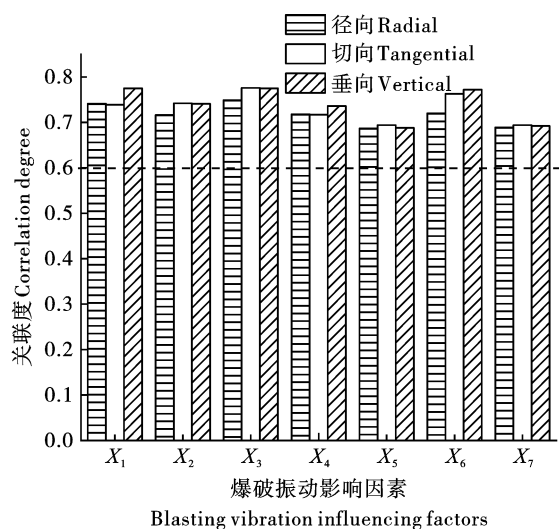
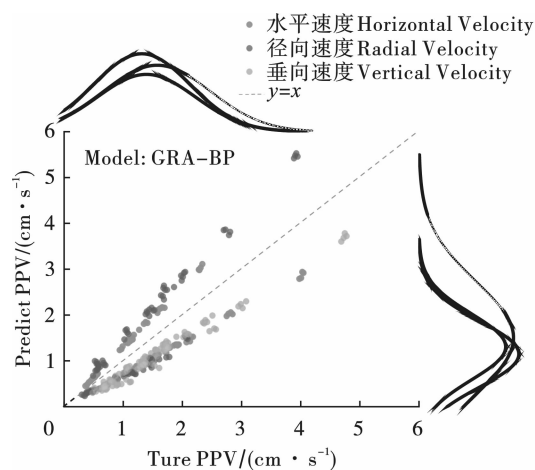


图5 关联度结果

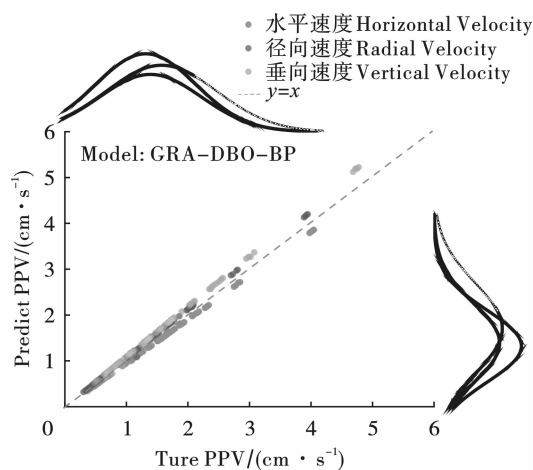
Fig. 5 Correlation results

预测性能的改进效果,对比分析 GRA-DBO-BP 与 GRA-BP 模型预测性能。如图 6 所示,两图分别展示了 GRA-BP 与 GRA-DBO-BP 模型在测试集上的



(a) GRA-BP模型测试集振速预测性能图

(a) Test set vibration velocity prediction performance of the GRA-BP Model



(b) GRA-DBO-BP模型测试集振速预测性能图

(b) Test set vibration velocity prediction performance of the GRA-DBO-BP Model

图6 模型预测性能对比图

Fig. 6 Comparison of model prediction performance

为了进一步对比两个模型的预测性能,采用 R^2 、MAE、RMSE、RPD 等数学评价指标对模型进行分析,由表 3 可知,在三向峰值质点振动速度的训练集中,GRA-DBO-BP 模型的各项性能指标均全面优于 GRA-BP 模型。GRA-DBO-BP 模型的决定系数 R^2 更高,平均绝对误差 (MAE) 和均方根误差 (RMSE) 显著更低,同时剩余预测偏差 (RPD) 远高于 GRA-BP 模型,这表明其预测值与实测值的相关性更强、预测偏差更小、精度更高,且具备更强的泛

化能力。综合来看,GRA-DBO-BP 模型在振速预测任务中展现出更优异的准确性、稳定性和可靠性。

表 2 模型参数设置

Table 2 Model parameter settings

模型参数 Model parameters	次数 Times
训练次数 Training times	1000
学习率 Learning rate	0.1
最小训练误差 Minimum training error	0.0001

在测试集振速预测结果对比中,GRABP 模型中心散点图的预测值在 $y = x$ 理想拟合线两侧分布较为离散,尤其在中高振速区间偏离程度较大,预测精度较低;其边际核密度曲线虽近似正态分布,但带宽更宽、峰值更低,表明预测结果方差较大、数据分散,模型泛化稳定性较差。相比之下,GRADBOBP 模型的预测值点云高度集中于 $y = x$ 线附近,全区间偏离小,预测准确度显著提升;同时边际核密度曲线带宽明显收窄、峰值更高更尖锐,说明预测值离散程度大幅降低、方差更小,模型预测结果更收敛、更稳定,具有更高的工程应用可靠性。

化能力。综合来看,GRA-DBO-BP 模型在振速预测任务中展现出更优异的准确性、稳定性和可靠性。

2.5 模型预测结果对比分析

图 7 展示了 GRABP 与 GRADBOBP 模型三向峰值振速的预测值与实测值对比曲线,图 8 给出了两种模型在径向、切向、垂向三个方向上爆破峰值振动速度的平均相对误差 (MRE) 对比结果。数据表明,经 DBO 优化后的模型,其径向、切向、垂向平均相对误差分别降至 5.85%、7.05%、6.99%,均控制在

10% 以内;而对比模型 GRABP 对应误差则分别高达 29.91%、40.17%、22.03%。两种模型相比,平均相对误差降幅达到 68.27%~82.45%,充分验证了所提优化算法能够显著提升 BP 神经网络的预测精度。

表 3 模型性能指标
Table 3 Model performance indicators

指标 Index	GRA-BP			GRA -DBO-BP		
	径向 Radial component	切向 Transverse component	垂向 Vertical component	径向 Radial component	切向 Transverse component	垂向 Vertical component
R ²	0.85	0.83	0.92	0.97	0.98	0.97
MAE	0.42	0.51	0.42	0.07	0.08	0.14
RMSE	0.48	0.61	0.47	0.08	0.09	0.16
RPD	2.72	2.33	2.90	9.99	8.83	5.56

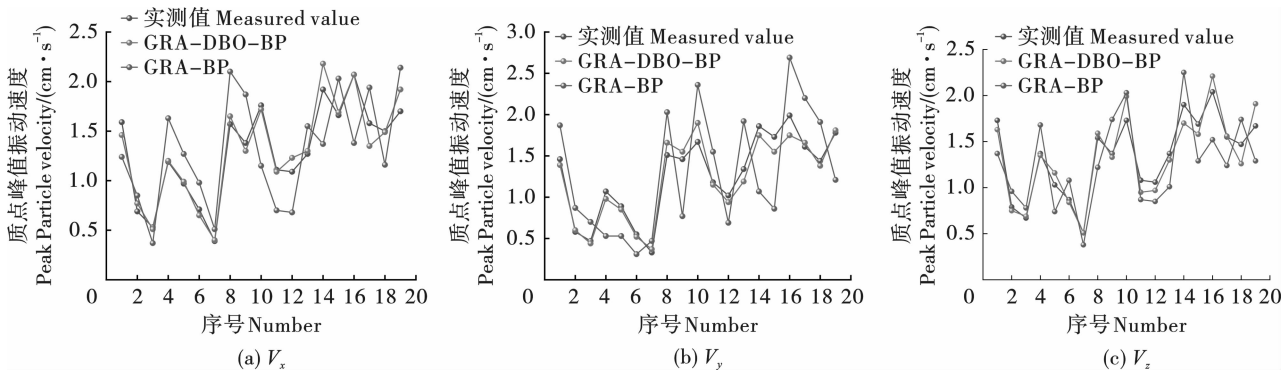


图 7 三向峰值振速预测结果对比图

Fig. 7 Comparison between predicted and measured results of three-directional peak vibration

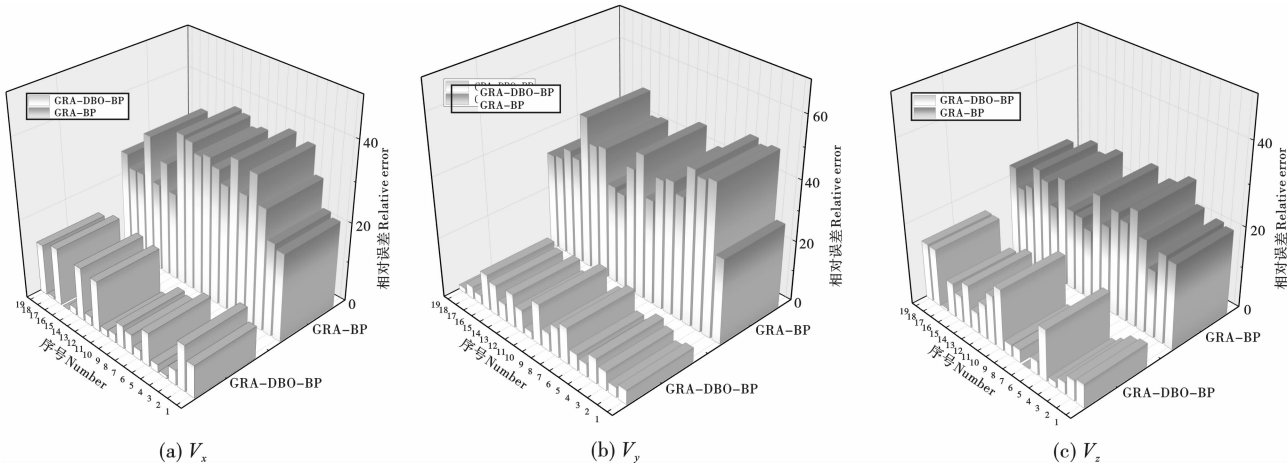


图 8 三向爆破峰值振速相对误差对比图

Fig. 8 Comparison of relative errors of peak vibration velocity under three-direction blasting

3 基于 GRA-DBO-BP 模型的跨工程可靠性验证与分析

为进一步提升模型验证的全面性与结果可信度,在前文基于新疆哈密别斯库都克露天矿构建 GRA-DBO-BP 预测模型并完成初步验证的基础上,

选取新疆境内工程概况相近的其他露天矿爆破工程作为验证案例。鉴于工程背景具有一定相似性,本文直接采用前文训练完成的两款模型开展爆破振动预测,以检验模型的实际预测能力,并为其工程应用推广提供进一步的实证支撑。

新疆天池能源南露天煤矿地处新疆昌吉,为新

疆煤炭产业重要支柱,设计年产能 4×10^7 t。矿区采场呈南北走向,设 15 个剥离台阶,采掘带宽 40 m,水文地质条件简单,剥离物以抗压强度 6 ~ 15 MPa 的软岩为主,配套大型采剥设备^[16]。

因采剥工程量增长、设备大型化,现有 40 m 台阶爆破后挖运作业安全距离不足,制约施工效率,亟需拓宽爆破工作面。矿区现采用 40 m 深孔台阶爆

破,已难以适配产能提升需求,故开展 50 m 宽台阶逐孔微差爆破试验,现场配备 138 mm、152 mm 孔径钻机,采用数码电子雷管逐孔微差起爆网路实施岩石松动爆破,通过优化爆破参数、监测爆破指标,形成适配的宽台阶爆破技术方案,其有效数据样本如表 4 所示共 64 组数据,其中 52 组作为训练集进行测试,12 组作为测试集进行验证。

表 4 爆破峰值振速监测数据

Table 4 Peak blast vibration velocity monitoring data

序号 Number	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	V_x	V_y	V_z
1	2.80	8.50	15.60	180.60	19.59	17.52	55	11.91	10.62	13.33
2	2.80	8.50	15.60	180.60	20.69	18.51	55	6.15	5.76	7.87
3	2.80	8.50	15.60	180.60	25.58	22.88	55	3.26	2.91	3.55
4	2.80	8.50	15.60	180.60	28.34	25.35	55	3.36	3.17	3.81
5	2.80	8.50	15.60	180.60	29.13	26.05	65	2.22	2.19	2.79
60	2.60	8.00	14.40	135.50	25.40	22.72	70	13.32	12.83	14.51
61	2.60	8.00	14.40	135.50	29.42	26.31	70	7.86	7.71	8.92
62	2.60	8.00	14.40	135.50	31.48	28.16	70	3.84	3.99	4.90
63	2.60	8.00	14.40	135.50	32.96	29.48	70	2.88	2.76	3.59
64	2.60	7.50	16.80	135.50	13.80	12.34	65	3.50	3.28	4.27

以新疆天池能源南露天煤矿边坡岩体爆破工程为具体应用背景,GRA-DBO-BP 与 GRA-BP 两种模型对三向峰值质点振动速度 (PPV) 的预测结果如图 9 所示。从误差量化分析来看,GRA-DBO-BP 神经网络预测模型更具优势,其在径向、切向、垂向 PPV 预测中的平均相对误差均严格控制在 8% 左右,最大误差仅为 12%,各方向平均相对误差表现分别为

径向 7.93%、切向 7.84%、垂向 7.61%;而 GRA-BP 模型的预测误差则相对较高,最大误差高达 35.00%,其中径向、切向、垂向误差分别为 21.41%、24.76%、23.75%。这一结果验证了 GRA-DBO-BP 模型在其他复杂工况下仍具有较高的预测精度,同时体现了其优化机制的有效性。

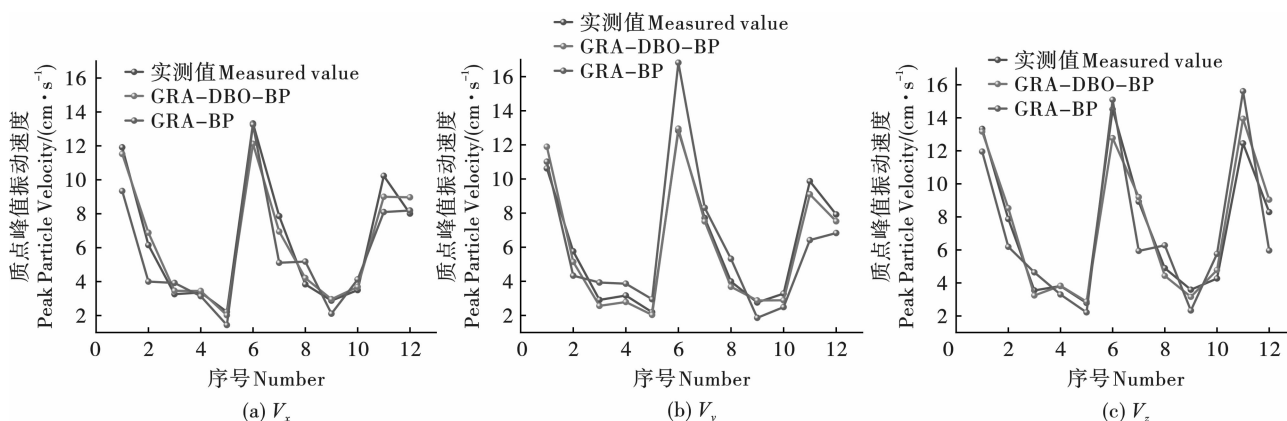


图 9 三向峰值振速预测结果对比图

Fig. 9 Comparison between predicted and measured results of three-directional peak particle velocity

4 结论

基于新疆哈密别斯库都克露天矿爆破工程,通

过灰色关联分析 (GRA) 评估输入参数,结合蛭螂优化算法 (DBO) 改进 BP 神经网络,构建 GRA-DBO-BP 爆破振动峰值速度预测模型。系统对比 GRA-

BP 与 GRA-DBO-BP 模型性能,并以新疆天池能源南露天煤矿边坡岩体爆破工程为补充案例进行验证,得到以下结论:

1) 基于灰色关联度对堵塞长度、最小抵抗线、总延期时间、炸药单耗、高程差、排间延期时间、爆心距等 7 个爆破参数与三向峰值振速进行相关性分析,得出全部参数灰色相关度值均超过 0.6,不仅证实了所选参数与爆破振动峰值速度(PPV)的关联性,同时量化了不同参数对其影响程度的差异,可为类似工程的参数筛选提供依据。

2) 蛭螂优化算法(DBO)通过滚球定向搜索、舞蹈随机探索、觅食平衡策略及繁殖种群更新等机制,实现 BP 神经网络权值阈值的全局自适应优化。GRA-DBO-BP 模型的三向峰值振速预测平均相对误差分别为径向 5.85%、切向 7.05%、垂向 6.99% 较 GRA-BP 模型(径向 29.91%、切向 40.17%、垂向 22.03%)降低 68.27%~82.45%。DBO 算法的多机制协同优化使 BP 神经网络收敛至全局最优解,并通过自适应参数调整提升模型鲁棒性,使模型的预测误差降低,结果更接近真实值,避免了手动调参数的耗时和不稳定,降低了误差。

3) 基于新疆哈密工程数据训练构建的模型,被应用于工程概况相近的新疆天池能源南露天煤矿边坡岩体爆破工程,开展跨工程案例验证。结果表明, GRA-DBO-BP 模型预测的三向爆破峰值振动速度的平均相对误差均在 8% 左右,而 GRA-BP 模型的平均相对误差则在 20% 左右,与之前在新疆哈密工程中得到的预测误差结果接近。这表明该模型在跨工程应用中仍保持较高的预测精度和良好的稳定性。

参考文献(References)

- [1] Shylaja G, Prashanth R. A systematic survey of hybrid ML techniques for predicting peak particle velocity(PPV) in open-cast mine blasting operations[J]. Artificial Intelligence Review, 2025, 58(7): 203.
- [2] XU Shi-da, LI Yuan-hui, LIU Jian-po, 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.
- [3] 范勇, 胡名东, 杨广栋, 等. PCA-GWO-SVR 机器学习用于边坡爆破振动速度峰值预测研究[J]. 振动工程学报, 2024, 37(8): 1431-1441.
- [3] FAN Yong, HU Ming-dong, YANG Guang-dong, et al. PCA-GWO-SVR machine learning applied to prediction of peak vibration velocity of slope blasting[J]. Journal of Vibration Engineering, 2024, 37(8): 1431-1441. (in Chinese)
- [4] 闵鹏, 谢俊, 申玉生, 等. 考虑自由面参数影响的地铁隧道爆破振速预测公式优化研究[J]. 振动与冲击, 2023, 42(21): 245-253, 283.
- [4] MIN Peng, XIE Jun, SHEN Yu-sheng, et al. Optimization of blasting vibration velocity prediction formula for subway tunnel considering the influence of free surface parameters[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(21): 245-253, 283. (in Chinese)
- [5] 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.
- [5] 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)
- [6] 杨如孜, 张光权, 司凯凯, 等. 考虑高程放大效应的爆破振速预测研究[J]. 工程爆破, 2023, 29(1): 144-152.
- [6] YANG Ru-zi, ZHANG Guang-quan, SI Kai-kai, et al. Study on prediction of blasting vibration velocity considering elevation amplification effect[J]. Engineering Blasting, 2023, 29(1): 144-152. (in Chinese)
- [7] Raj A K, Choudhary B S, Deressa G W. Prediction of rock fragmentation for surface mine blasting through machine learning techniques[J]. Journal of The Institution of Engineers(India): Series D, 2025, 106(1): 641-661.
- [8] 张文涛, 汪海波, 高朋飞, 等. 基于 PCA-WOA-XGBoost 的露天矿山爆破振动峰值振速预测[J]. 工程爆破, 2024, 30(6): 155-167, 177.
- [8] ZHANG Wen-tao, WANG Hai-bo, GAO Peng-fei, et al. Prediction of PPV of blasting vibration in open-pit mine based on PCA-WOA-XGBoost model[J]. Engineering Blasting, 2024, 30(6): 155-167, 177. (in Chinese)
- [9] 张鹏飞, 袁永, 何运华, 等. 基于 GRA-EPSS-SVM 模型的露天矿山爆破振动速度预测[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(7): 105-115.
- [9] ZHANG Peng-fei, YUAN Yong, HE Yun-hua, et al. Blasting vibration velocity prediction of open-pit mine based on GRA-EPSS-SVM model[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(7): 105-115.
- [10] 赵荣溪, 杨玉民, 周传波, 等. 基于 MD-PCA-BP 模型的露天矿山爆破振动速度预测[J]. 爆破, 2024, 41(2): 203-211.
- [10] ZHAO Mo-xi, YANG Yu-min, ZHOU Chuan-bo, et al. Prediction of blasting vibration velocity in open-pit Mine based on MD-PCA-BP Model[J]. Blasting, 2024, 41(2): 203-211. (in Chinese)
- [11] 李攀云, 高文学, 张小军, 等. 基于 SSA-BP 的爆破振动峰值速度预测研究[J]. 爆破, 2024, 41(3): 205-

- 211.
- [11] LI Pan-yun, GAO Wen-xue, ZHANG Xiao-jun, et al. Prediction of peak Velocity of Blasting vibration Based on SSA-BP[J]. *Blasting*, 2024, 41(3): 205-211. (in Chinese)
- [12] 高纪元, 刘 杰, 陈昌盛, 等. 混合策略改进的蜣螂优化算法[J]. *计算机工程与科学*, 2025, 47(1): 171-179.
- [12] GAO Ji-yuan, LIU Jie, CHEN Chang-sheng, et al. A hybrid strategy improved dung beetle optimization algorithm[J]. *Computer Engineering & Science*, 2025, 47(1): 171-179. (in Chinese)
- [13] 刘俊毅. 前馈网络 CDBO 优化算法机器人全局路径规划研究[J/OL]. *计算机科学与探索*, 2026, 20(5): 1220-1354. <https://link.cnki.net/urlid/11.5602.TP.20251215.1610.002>.
- [13] LIU Jun-yi. Research on robot global path planning of feedforward network CDBO Optimization Algorithm[J/OL]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2026, 20(5): 1220-1354. <https://link.cnki.net/urlid/11.5602.TP.20251215.1610.002>. (in Chinese)
- [14] 张 丹, 张晶晶, 谢清萍. 基于联合熵权法与灰色关联度分析边坡稳定性影响因素的研究[J]. *科技创新与应用*, 2025, 15(36): 83-86.
- [14] ZHANG Dan, ZHANG Jing-jing, XIE Qing-ping. Study on influencing factors of slope stability based on combined entropy weight method and grey correlation analysis[J]. *Technology Innovation and Application*, 2025, 15(36): 83-86. (in Chinese)
- [15] YE Ming-jun, ZHOU Heng, YANG Hao-yu, et al. Multi-strategy improved dung beetle optimization algorithm and its applications[J]. *Biomimetics*, 2024, 9(5): 291.
- [16] 周文斌, 承财政, 刘振远, 等. 宽台阶逐孔微差爆破技术在新疆天池能源南露天煤矿的应用[J]. *露天采矿技术*, 2025, 40(2): 51-55.
- [16] ZHOU Wen-bin, CHENG Cai-zheng, LIU Zhen-yuan, et al. Application of wide bench hole-by-hole millisecond blasting technology in Xinjiang Tianchi Energy South Open-pit Coal Mine[J]. *Opencast Mining Technology*, 2025, 40(2): 51-55. (in Chinese)

(上接第 12 页)

- [18] 李世愚, 和泰名, 尹祥础. 岩石断裂力学[M]. 北京: 科学出版社, 2015.
- [18] LI Shi-yu, HE Tai-ming, YIN Xiang-chu. Rock fracture mechanics[M]. Beijing: Science Press, 2015. (in Chinese)
- [19] 刘婷婷, 李新平, 李海波, 等. 应力波在充填节理岩体中传播规律的数值研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2016, 35(S2): 3552-3560.
- [19] LIU Ting-ting, LI Xin-pin, LI Hai-bo, et al. Numerical study on stress wave propagation across filled joints[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2016, 35(S2): 3552-3560. (in Chinese)
- [20] 张慧梅, 陈 敏, 孟祥振, 等. 不同倾角节理岩体损伤模型及力学特性[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2022, 43(6): 801-808.
- [20] ZHANG Hui-mei, CHEN Min, MENG Xiang-zhen, et al. Damage model and mechanical characteristics of jointed rock mass with different joint dip angles[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2022, 43(6): 801-808. (in Chinese)
- [21] ZHANG Q B, ZHAO J. A review of dynamic experimental techniques and mechanical behaviour of rock materials[J]. *Rock Mechanics & Rock Engineering*, 2014, 47(4): 1411-1478.
- [22] LEMAITRE J. A continuous damage mechanics model for ductile fracture[J]. *Transactions of the Asme Journal of Engineering Materials & Technology*, 1985, 107(107): 83-89.
- [23] DRUCKER Daniel C, WILLIAM Prager. Soil mechanics and plastic analysis or limit design[J]. *Quarterly of Applied Mathematics*, 1952, 10(2): 157-165.
- [24] ALSALLOUM Y, ALMUSALLAM T, IBRAHIM S M, et al. Rate dependent behavior and modeling of concrete based on SHPB experiments[J]. *Cement and Concrete Composites*, 2015, 55(1): 34-44.
- [25] ZHANG Z X, KOU S Q, JIANG L G, et al. Effects of loading rate on rock fracture: fracture characteristics and energy partitioning[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2000, 37(5): 745-762.
- [26] 鲜学福, 谭学术. 层状岩体破坏机理[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1989: 63-66.
- [26] XIAN Xue-fu, TAN Xue-shu. Failure mechanism of layered rock mass[M]. Chongqing: Chongqing University Press, 1989: 63-66. (in Chinese)