

模型算法

# 基于 scso-catboost 混合模型的爆破振动峰值速度预测

Prediction of Blast Vibration Peak Velocity Based on SCSO-CatBoost Hybrid Model

王引龙, 段云龙, 朱宝峰 (中电建盘州低热值煤发电有限公司, 贵州 六盘水 553000)

**摘要:** 台阶爆破广泛应用于矿山开采与基建,但其振动效应严重威胁邻近设施安全。精准预测爆破振动峰值速度,是确保工程安全的关键。针对传统经验公式及单一机器学习模型泛化能力有限的问题,本研究提出一种融合沙猫群智能优化算法(Sand Cat Swarm Optimization, SCSO)与 Categorical Boosting(CatBoost)的集成预测模型,旨在提升预测精度。实验结果表明,通过 SCSO 算法对 CatBoost 模型进行优化,显著提高了预测精度;该模型在多个数据集上表现优异,为台阶爆破峰值振速的预测提供了一种新的有效方法,有望推广至其他相关项目中。

**关键词:** 爆破振动; 智能优化; 集成学习; 振速预测

中图分类号: TD235

文献标志码: A

文章编号: 1672-609X(2025)02-0001-08

**Abstract:** Blasting in bench operations is widely used in mining and infrastructure construction, but its vibration effects pose a serious threat to the safety of adjacent facilities. Accurate prediction of the peak vibration velocity induced by blasting is crucial for ensuring engineering safety. Addressing the limited generalization ability of traditional empirical formulas and single machine learning models, this study proposes an integrated prediction model that combines the Sand Cat Swarm Optimization (SCSO) algorithm with Categorical Boosting (CatBoost) to enhance prediction accuracy. Experimental results demonstrate that optimizing the CatBoost model with the SCSO algorithm significantly improves prediction accuracy. This model performs excellently across multiple datasets, providing a new and effective method for predicting peak vibration velocities in bench blasting and having potential for application in other related projects.

**Key words:** blasting vibration; intelligent optimization; ensemble learning; vibration velocity prediction

## 1 前言

在矿产开采以及电力、公路等基础设施建设领域,工程爆破技术扮演着举足轻重的角色<sup>[1-3]</sup>。爆破振动效应作为爆破作业的主要危害之一,一直备受爆破工程领域的密切关注<sup>[4-5]</sup>。在现行的《爆破安全规程 GB 6722—2014》中,以质点峰值振速作为关键评估指标,用于衡量地面振动幅度并加以控制。因此,对爆破峰值振速的精确预测,成为了有效控制爆破振动危害、确保施工安全的重要基石。

目前,爆破振动响应的分析方法主要包括实测分析法、经验公式法和数值模拟法<sup>[6]</sup>。实测分析法

通过现场监测设备实时捕获并记录爆破振动信号<sup>[7]</sup>,具有直观性和准确性的优点,但成本高昂且需专业团队操作。经验公式法则基于丰富的实测数据提炼而成,用于估算振动响应的关键指标,但受限于实测数据的广泛性和特定应用场景<sup>[8]</sup>。数值模拟法则通过先进软件模拟爆破过程中的振动传播,能够全面且准确地揭示振动响应特征,常用的数值模拟软件包括 LS-DYNA 等,然而数值模拟的精确度高度依赖于工程参数和模型参数的准确性,仍需不断研究和完善<sup>[9]</sup>。

近年来,随着机器学习和数据挖掘技术的不断进步,一些新的预测方法开始应用于爆破峰值振速的预测中,如 ANN (artificial neural network)<sup>[10]</sup>、XGBoost(extreme gradient boosting machine)<sup>[11]</sup>方法等,这些应用程序表明一系列复杂参数会影响过程和结果,当过程和结果未完全理解并且历史或实验数据不可用时,软计算技术在解决问题方面具有

[作者简介] 王引龙(1978—),男,工学学士,正高级工程师,从事火电工程管理方面的研究。

[引用格式] 王引龙,段云龙,朱宝峰. 基于 scso-catboost 混合模型的爆破振动峰值速度预测[J]. 中国矿山工程,2025,54(2):1-8.

优势。

CatBoost 作为一种基于梯度提升的决策树算法,对类别型特征具有良好的处理能力和出色的鲁棒性<sup>[12]</sup>;SCSO 算法则通过模拟粒子在搜索空间中的动态行为来寻找全局最优解,特别适用于复杂的全局优化问题<sup>[13]</sup>。因此,本文尝试将 SCSO 算法与 CatBoost 模型相结合作为一种创新的集成学习方法来预测地面振动,对边坡台阶爆破峰值振速进行预测,旨在提高预测精度,为边坡台阶爆破工程的安全性和效果提供科学依据和指导。

## 2 基于 SCSO 优化的 CatBoost 模型

### 2.1 SCSO 算法基本原理

沙猫启发式搜索优化(SCSO)算法,由 Amir 等学者于 2022 年创新性地提出,其设计理念深受自然界沙猫行为特性的启发。以下是对 SCSO 算法原理的阐释。

#### 1) 初始化种群

在 SCSO 算法框架内,沙猫种群于搜索域内的分布状态映射为待求解问题的潜在解集。针对  $d$  维优化任务,每只沙猫被抽象为一个  $1 \times d$  维度的向量。当执行 SCSO 算法时,依据问题的规模参数(即种群数量  $N_{pop}$  与维度  $N_d$  的乘积),我们构建了一个候选解矩阵,其中涵盖了从第 1 只至第  $n$  只沙猫的解向量。此矩阵的初始化过程遵循特定的数学公式(1),确保解空间的广泛覆盖与多样性。

$$\text{Sand Cat}_i = [x_1, x_2, \dots, x_d];$$

$$i \in \text{population}(1, n) \quad (1)$$

式中,每个变量值  $x_1, x_2, \dots, x_d$  是一个浮点数这里每个  $x$  必须位于下边界和上边界之间( $\forall x_i \in [\text{lower}, \text{upper}]$ ); $\text{population}$  等价于  $\text{pop}$ ,代表种群维度。每只沙猫的适应程度是通过一个专门设计的适应度评估函数来量化的,该函数针对每只沙猫均会产生一个特定的输出值,该计算过程遵循公式(2)。

$$\text{Fitness} = f(\text{Sand Cat}) =$$

$$f(x_1, x_2, \dots, x_d); \forall x_i \quad (2)$$

在所述公式中,针对搜索空间内每只沙猫所处的具体位置,均会执行一次适应度值的计算,该过程对于所有  $n$  个沙猫(即  $x_i$ ,其中  $i = 1$  至  $n$ )均独立进行,且每只沙猫的适应度值( $\text{Fitness}$ )均通过应用适应度函数  $f(\ )$  来唯一确定。

当某一轮迭代流程完结之际,该轮次内展现出最高适应度值的沙猫将被甄选为当前的最优解。在

此迭代进程中,所确定的最优解象征着与猎物位置最为接近的沙猫个体。

#### 2) 寻找猎物

沙猫在搜寻猎物的过程中,其机制建立在低频噪声信号的发射之上。为了定位猎物,我们设定沙猫的感知灵敏度在 2 kHz 至 0 的范围内呈线性下降趋势,该特性通过公式(3)来进行数学描述。

$$\vec{r}_c = S_M - \left( \frac{2 \times S_M \times \text{iter}_c}{\text{iter}_{\max} + \text{iter}_{\max}} \right) \quad (3)$$

式中, $\text{iter}_{\max}$  为最大迭代次数; $\text{iter}_c$  为当前迭代次数; $S_M$  表示受沙猫听觉特性的启发,其值假设为 2。

公式(4)描述了每个沙猫根据灵敏度范围  $r$ ,当前位置  $\vec{Pos}_c$  及最佳候选位置  $\vec{Pos}_{bc}$  来执行其位置更新的策略。

$$\vec{Pos}(t+1) = \vec{r} \cdot (\vec{Pos}_{bc}(t) - \text{rand}(0,1) \cdot \vec{Pos}_c(t)) \quad (4)$$

式中, $t+1$  为下一次迭代位置; $t$  为迭代次数; $\text{rand}$  取(0,1)之间的随机数。

#### 3) 攻击猎物

沙猫在攻击猎物时,种群中的每个成员都能够搜索空间的不同圆形方向上移动。SCSO 受益于轮盘赌选择算法,为每只沙猫选择一个随机角度  $\theta$ ,采用公式(5)来描述。

$$\begin{cases} \vec{Pos}_{md} = |\text{rand}(0,1) \cdot \vec{Pos}_b(t) - \vec{Pos}_c(t)| \\ \vec{Pos}(t+1) = \vec{Pos}_b(t) - \vec{r} \cdot \vec{Pos}_{md} \cdot \cos(\theta) \end{cases} \quad (5)$$

利用公式(6),SCSO 在开发与探索间实现高效平衡与无缝切换。

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{Pos}_b(t) - \vec{Pos}_{md} \cdot \cos(\theta) \cdot \vec{r}, \\ |R| \leq 1; \text{exp } loitation \\ \vec{r} \cdot (\vec{Pos}_{bc} - \text{rand}(0,1) \cdot \vec{Pos}_c(t)), \\ |R| > 1; \text{exp } loration \end{cases} \quad (6)$$

式中,exp  $loration$  为搜索阶段;exp  $loitation$  为开发阶段; $R$  为搜索半径。

### 2.2 CatBoost 模型基本原理

Yandex 公司(位于俄罗斯)于 2017 年提出了一种创新的机器学习算法,命名为 CatBoost 模型<sup>[12]</sup>,该算法采用对称二叉决策树作为其基础学习单元,构成了一种新颖的梯度提升框架。在此框架中,位于同一层级的决策树遵循统一的分割标准,意味着在相同深度的树结构中,内部节点在进行分裂时所依据的特征阈值保持一致。这一独特的树结构构造方式如图 1 所示。

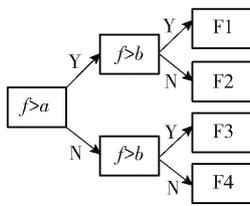


图1 对称二叉树结构图

在模型训练流程中,每经过一个迭代周期,就会诞生一个弱分类器,其目的在于最小化当前迭代轮次的损失函数,而每一轮迭代所追求的优化目标则如公式(7)所详尽展示。

$$h_t = \arg_{h \in H} \min EL[y, F^{t-1}(x) + h(x)] \quad (7)$$

$F^{t-1}$ 代表上一次迭代步骤中训练完成的强化学习模型, $E$ 为期望函数。

首先,对样本进行随机洗牌处理,随后利用位于待预测样本之前的子集来训练模型。接着,模型会针对该特定样本计算一阶和二阶梯度预测值,这些

梯度预测值随后被用来构建一棵决策树的结构。值得注意的是,在构建过程中,每个节点的分割阈值是基于全体样本集确定的,这一做法显著减少了梯度估计偏差和预测结果的偏移问题。此外,该算法通过其独特的完全对称二叉树结构,天生具备更强的抗过拟合能力,展现出卓越的性能表现、稳健性和广泛的适用性。

### 2.3 SCSO-CatBoost 模型

以 CatBoost 算法为基础,同时引用了 SCSO 对 CatBoost 的超参数进行优化,建立了台阶爆破峰值振速预测的 SCSO-CatBoost 预测混合模型。首先将数据集分割为训练集与测试集,其中训练集用于训练模型,学习数据集中特征与标签之间的非线性关系,测试集用于评估模型的预测性能。利用 SCSO 对 CatBoost 模型超参数进行优化,提高模型的预测精度与可靠性。SCSO-CatBoost 模型的工作流程图如图 2 所示。

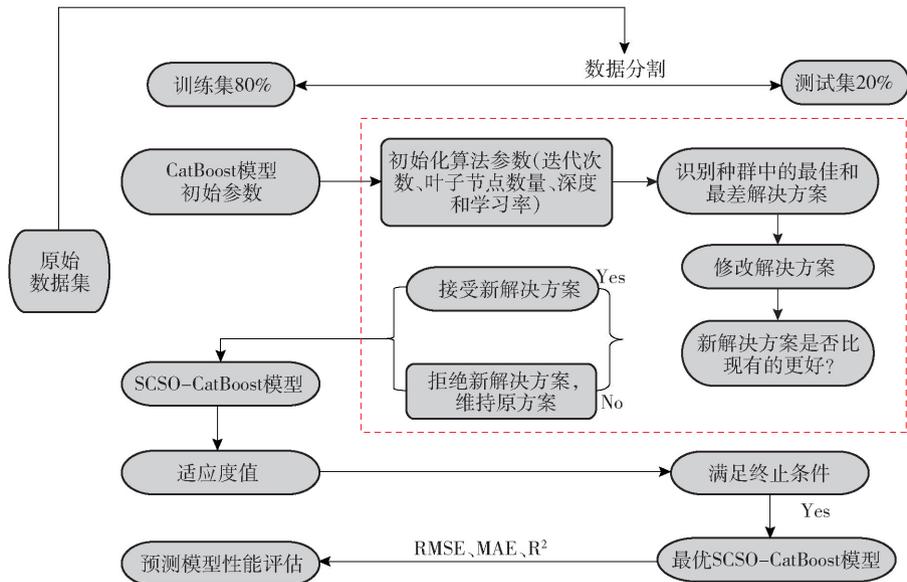


图2 SCSO-CatBoost 模型工作原理图

## 3 工程概况

台阶爆破项目位于贵州省六盘水盘州市盘南产业园区内,图 3、图 4 所示为爆破当前边坡状态,其需爆破的方量约 53 万立方左右。爆破区域地貌为构造侵蚀、剥蚀中低山缓坡地形地貌,地势最高点位于场区红线处,高度约 1 824.0 m,最低点位于站址区南侧山间洼地地带,高程 1 733.0 m,场地内地面标高 1 733.0 ~ 1 808.0 m,最大高差 75 m,边坡距离爆破源的最远距离约 200 m。

边坡的岩性主要由灰岩及泥质灰岩构成,按照地质分类属于 III-IV 类岩石,其岩层走向大致为 220° 至 250°,倾角则在 10° ~ 15°。岩层产状 220° ~ 250° ∠ 10° ~ 15°。

## 4 SCSO-CatBoost 模型预测爆破峰值振速

### 4.1 数据集

采用 L20-S 爆破测振仪记录爆破作业对边坡岩体的振动影响,现场仪器布置如图 5(a);同时,利用

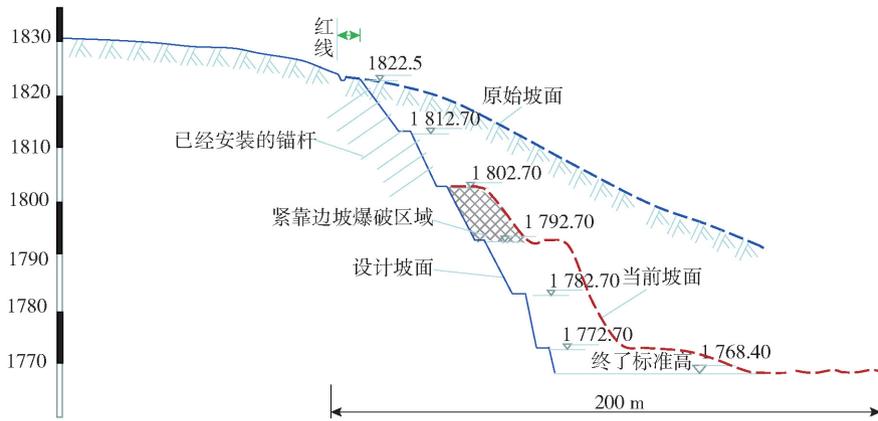


图3 爆破当前边坡状态



图4 爆破施工现场

专业软件处理测点的波形图如图5(b),提取出波形图中的径向、切向以及垂向的峰值数据,并取这三个方向上的最大值作为峰值振速;整个监测过程持续2个多月的时间,累计收集并整理75组有效监测数据,部分数据见表1,为后续模型的预测提供科学数据来源。

为了验证SCSO优化CatBoost模型在台阶爆破峰值振速的可行性。本文以上述监测得到的75组实测数据作为研究数据集,以特征孔数,孔距,孔深,爆破总药量,单端最大药量,自由面,延时时间,水平距离,垂直距离及填塞为输入变量,以标签峰值振速为因变量,将数据集的80%分割为训练集用于训练模型,并用剩余20%数据进行模型测试,建模中使用的数据库小提琴图如图6所示。

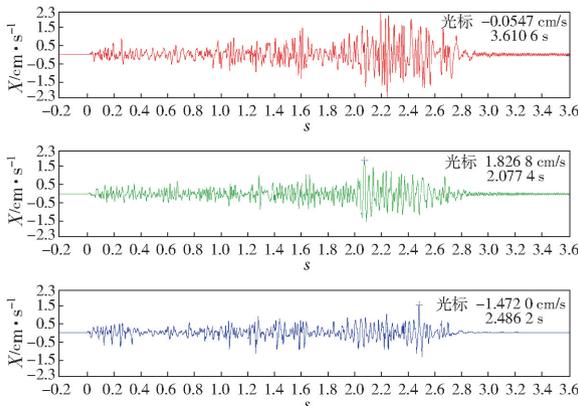
峰值振速和其他输入指标之间的关系在相关矩阵图中的展示如图7所示,可以观察到指标之间的成对关系,每个指标都有相应的相关系数。可以得出结论,一些参数具有相对较好的相关性,如特征参量填塞、水平距离及药量与峰值振速的相关性在0.4以上。尤为值得注意的是,峰值振速与水平距离之间展现出了高度的相关性,这一发现与传统经验中的峰值振速标准相吻合,该标准一直强调水平距离与最大起爆药量之间的紧密关联。

### 4.2 参数寻优

将SCSO算法应用于基于CatBoost的预测模型进行参数优化,通过多次试验发现种群数量过大,计算时间会增加;种群数的数量太少,会导致每个优化过程中的适应度值不稳定。选择种群数为20、40、60、80和120的模型进行优化测试,分析SCSO算法对CatBoost模型的优化情况。根据不同种群数量的相应优化结果,优化目标的曲线在一定的迭代下趋



(a) 现场仪器布置图



(b) 测点波形图

图5 数据监测

表1 模型采用数据集(局部)

序号	孔径/ mm	孔数/ m	孔距/ m	排距/ m	孔深/ m	爆破总 药量/kg	单段最大 药量/kg	自由面	延时时间/ ms	水平距离/ m	垂直距离/ m	填塞/ m	峰值振速/ $m \cdot s^{-1}$
1	120	190	3	3	6.5	5 898	60	1	50	105	30	3.5	1.17
2	115	270	3	2.5	9.5	5 856	42	1	20	39	10	3	2.35
3	115	270	3	2.5	9.5	5 856	42	1	20	88	-10	3	0.21
4	115	270	3	2.5	9.5	5 856	42	1	20	21	10	3	6.13
5	120	140	3	2.5	8	5 076	42	2	20	103	5	2.75	0.20
6	120	140	3	2.5	8	5 076	42	2	20	106	0	2.75	0.30
7	120	6	2.5	2.5	9.5	210	35	2	17	4	0	4.5	30.59
8	120	19	3	2.5	9.5	702	35	2	50	11	0	4.75	11.14
9	120	84	3	2.5	8	3 378	35	2	50	40	20	3.5	1.39
10	120	83	3	2.5	9.5	2 568	35	1	50	50	10	3.75	1.40
11	120	36	1.5	2.5	5	144	5	2	50	4	0	4.25	8.43
12	120	96	3	2.5	9.5	1 734	35	1	50	15	5	3.5	15.96
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

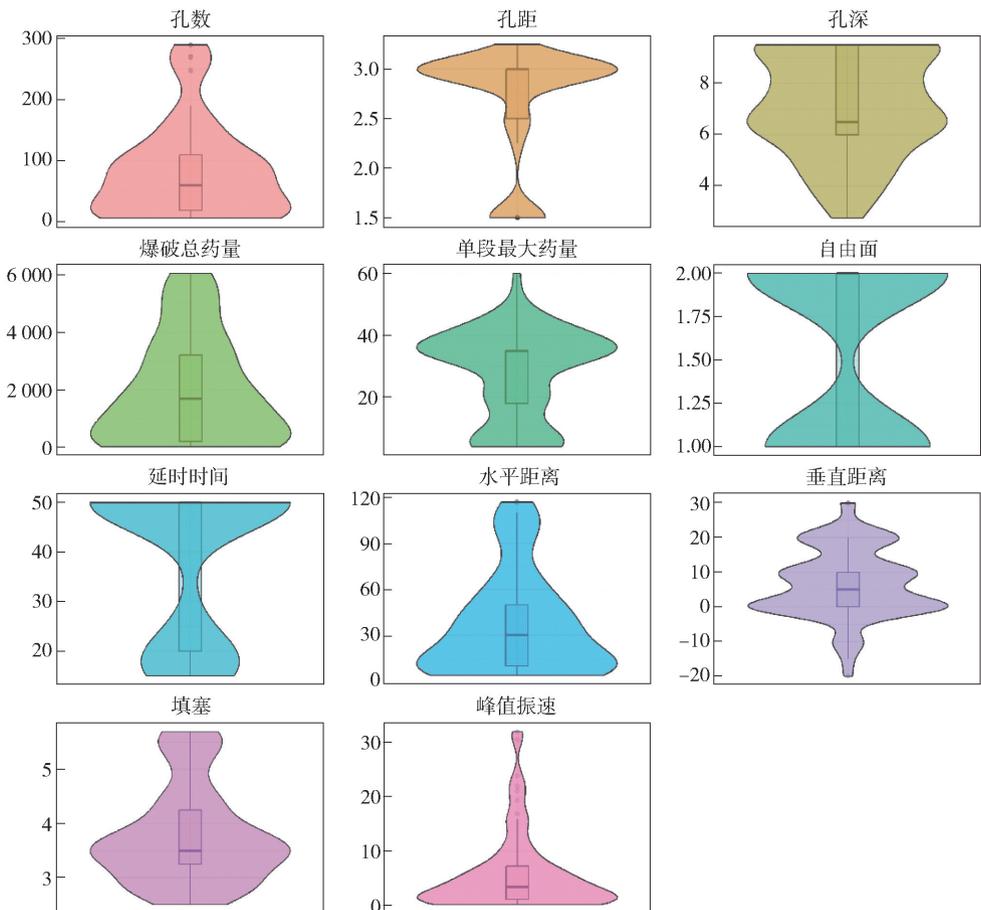


图6 训练数据集分布图

于稳定,具体如图8所示。图9中的曲线揭示了不同种群数量下优化过程的动态变化,合理设定SCSO

算法的种群数量,以期在计算效率与优化效果之间找到一个完美的平衡点,从而实现模型性能的最大

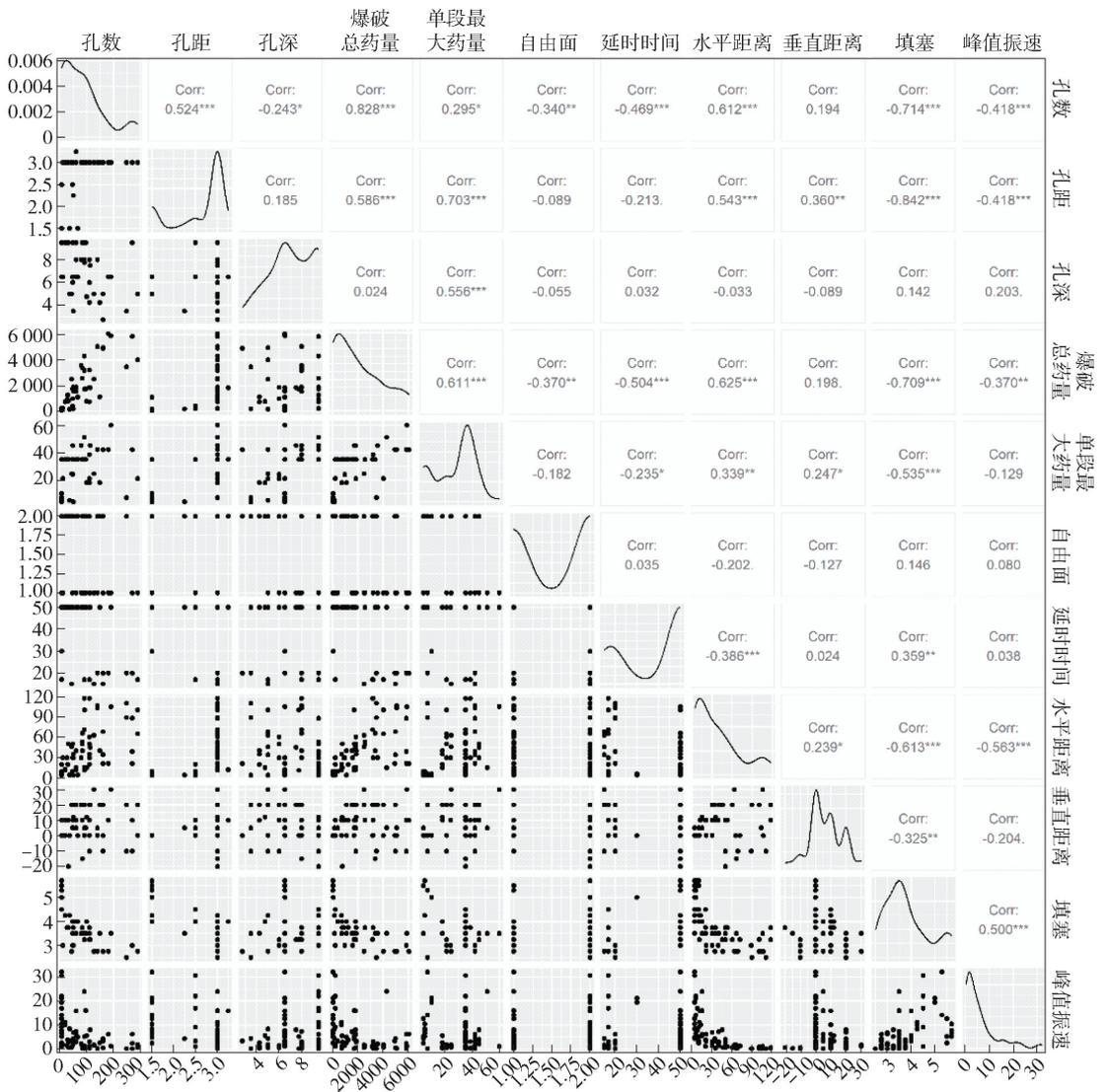


图7 数据集相关性矩阵分析

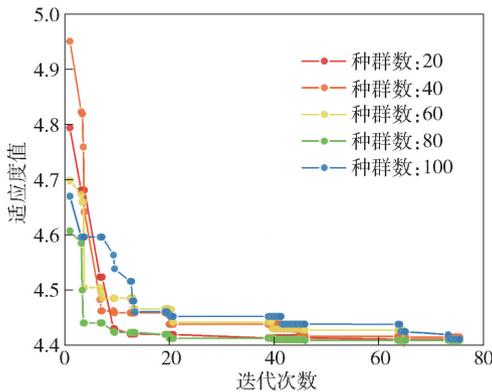


图8 模型误差下降过程图

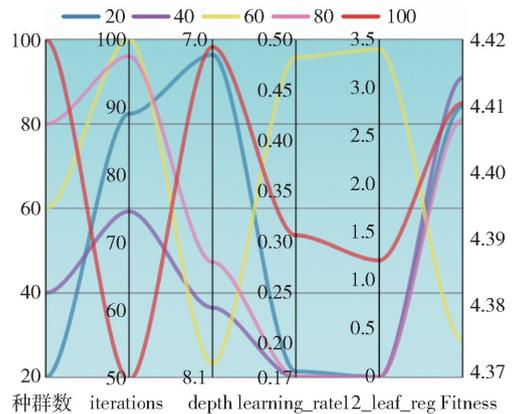


图9 参数优化过程图

化提升。

### 4.3 预测模型分析

SCSO-CatBoost 模型的预测精度采用决定系数  $R^2$ , 均方根误差  $RMSE$ , 平均绝对误差  $MAE$ , 以及解

释方差比例  $VAF$  进行评价, 各个指标的数学公式定义如下:

$$VAF = 1 - (1 - \text{var}(y_i - \hat{y}_i) / \text{var}(y_i)) \times 100\% \quad (8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{N}} \quad (10)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|}{N} \quad (11)$$

式中,  $\hat{y}_i$  为模型预测值;  $\bar{y}_i$  为真实值均值;  $y_i$  为真实值;  $N$  为测试样本数量。

将上述指标统计如图 10 所示,同时为了准确评价不同种群数的优劣情况,我们采用了雷达图描述模型的性能,可以更清晰直观地看到不同种群条件下 SCSSO-CatBoost 混合回归模型的综合预测结果。综合评价显示,最佳种群为 80。

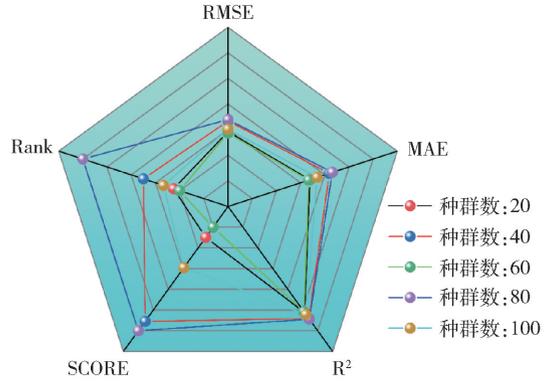


图 10 不同种群模型性能

图 11 所示为 SCSSO-CatBoost 模型的优化结果,从图中可以更清晰直观地看到不同种群条件下的综

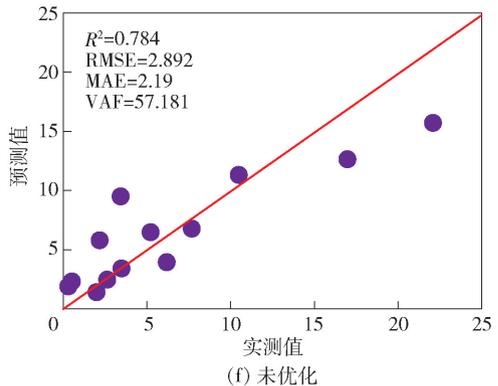
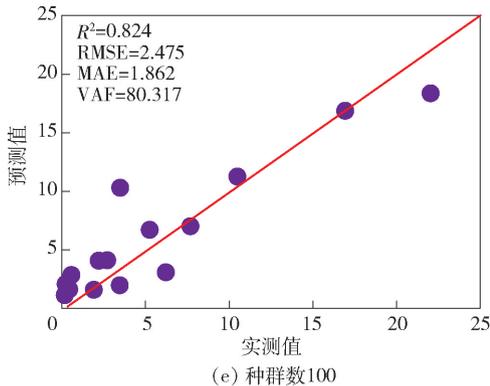
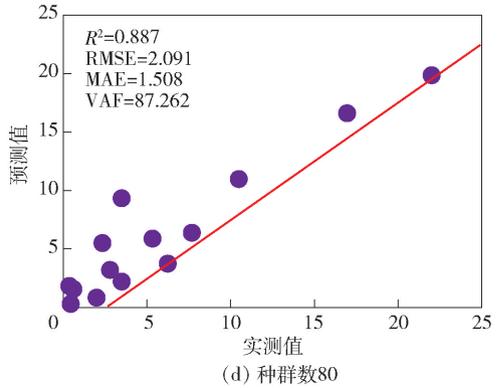
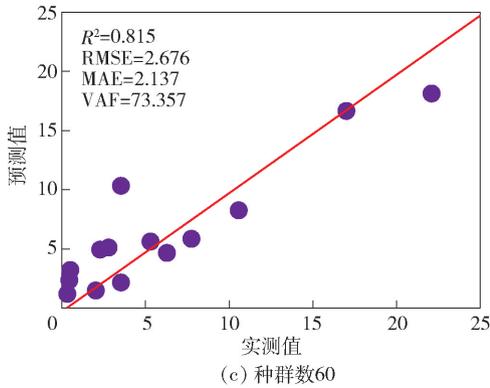
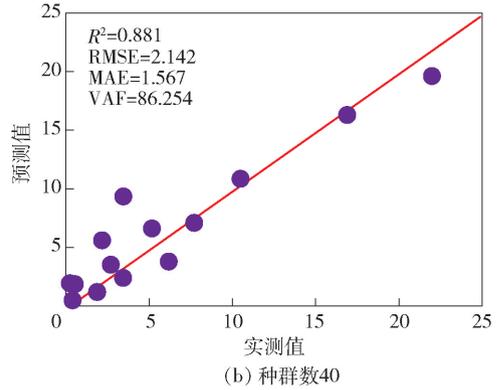
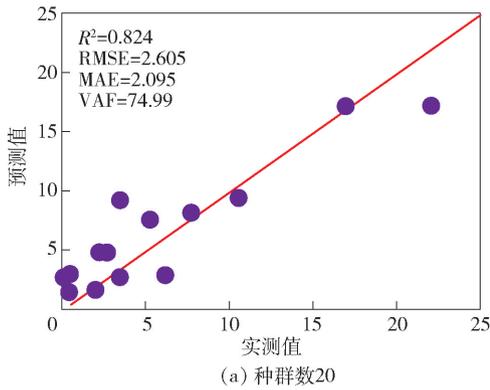


图 11 模型预测性能

合预测结果。在未应用 SCSO 算法优化之前, CatBoost 模型的预测效果如图 11(f) 所示, 其  $R^2$  值为 0.784,  $RMSE$  为 2.892,  $MAE$  在 2.19,  $VAF$  为 57.181。当采用 SCSO 算法对 CatBoost 模型进行优化, 种群数为 20 的  $R^2$  为 0.824,  $RMSE$  为 2.605,  $MAE$  在 2.137,  $VAF$  为 74.99; 随着种群数增加, 模型性能得到显著的提升, 种群数为 40 时,  $R^2$  提升到 0.881,  $RMSE$  降低至 2.142,  $MAE$  为 1.567; 在种群数为 80 时, 模型展现出了最佳的预测性能, 其  $R^2$  为 0.887,  $RMSE$  为 2.091,  $MAE$  为 1.508,  $VAF$  为 87.262, 可见利用 SCSO 算法优化 CatBoost 模型显著提升爆破振动峰值振速的预测精度。

## 5 结论

(1) 基于爆破实测所得数据参数, 采用 SCSO-CatBoost 混合模型进行峰值振速的预测, 并使用  $RMSE$ 、 $MAE$ 、 $VAF$  和  $R^2$  评估了其性能准确性。评估结果显示, 决定系数  $R^2 = 0.887$ ,  $RMSE = 2.091$ ,  $MAE = 1.508$ ,  $VAF = 87.262$ , 可见 SCSO-CatBoost 模型适用于预测台阶爆破峰值振速, 而且预测精度较高。这些数据充分证明了 SCSO-CatBoost 模型在预测台阶爆破峰值振速方面的适用性, 并且展现出了较高的预测精度。因此, 本研究中提出的模型具有广泛的适用性, 可推广至其他相关项目中。

(2) 本研究成功构建的 SCSO-CatBoost 混合模型, 在预测相似岩石条件下爆破作业引起的峰值振动速度方面展现出显著效果。然而, 值得注意的是, 当前模型参数的覆盖范围有限, 未来研究工作中, 将进一步考虑更多关键的影响特征丰富数据集的样本量, 以期进一步提升峰值振动速度预测的准确性与可靠性。

### [参考文献]

[1] 刘刚峰. 爆破技术在采矿工程中的应用探析[J]. 世界有色金属, 2021(17): 29-30.

- [2] 雷晓军, 马元军, 李斌, 等. 银江水电站右岸高陡边坡控制爆破技术[J]. 工程爆破, 2024, 30(2): 73-77.
- [3] 张睿, 周凯歌, 姚志刚, 等. 米仓山特长公路隧道关键施工技术应用分析[J]. 隧道建设(中英文), 2021, 41(S2): 664-674.
- [4] 汪旭光. 中国典型爆破工程与技术[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2006.
- [5] AMIR S, FARZAD K. Sand cat swarm optimization: a nature-inspired algorithm to solve global optimization problems[J]. Engineering with Computers, 2022, 39(4): 2627-2651.
- [6] 高福忠. 基于特征降维和深度学习方法的隧道爆破振动参数预测研究[J/OL]. 现代隧道技术, 1-11 [2024-11-04].
- [7] 李胜林, 韩昊轩, 李晨, 等. 台阶单孔爆破振动预测模型研究[J]. 北京理工大学学报, 2024, 44(10): 1027-1039.
- [8] 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.
- [9] 王鑫, 张昌锁. 基于 ANSYS/LS-DYNA 的工业炸药材料参数标定方法[J]. 爆破, 2022, 39(1): 36-42+50.
- [10] 王鑫瑀, 曹鹏飞, 肖一清, 等. 基于 HGS-ANN 混合模型的爆破振动预测[J]. 矿冶工程, 2024, 44(4): 159-163.
- [11] Zhou J, Qiu Y, Khandelwal M, et al. Developing a hybrid model of Jaya algorithm-based extreme gradient boosting machine to estimate blast-induced ground vibrations[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2021, 145: 104856-.
- [12] 沈楠翔, 顾文娟, 李志文, 等. 基于 SSA-CatBoost 的颜色校正模型仿真[J]. 计算机仿真, 2024, 41(4): 219-223+228.
- [13] 王文川, 韩子钧. 多策略融合改进的沙猫优化算法及其在非线性马斯京根模型参数估计中的应用[J]. 水利规划与设计, 2024(9): 70-76.