基于机器学习的冻融砂岩强度损伤预测模型研究*

张凯惠[1,2]，张亦海[1,2]，姜旭桐[1,2]

(1.中安国泰(北京)科技发展有限公司， 北京 102299；
2.中国安全生产科学研究院， 北京 100012)

摘要：针对寒区砂岩在冻融作用下强度损伤显著且传统试验方法研究过程复杂的问题，提出了一种基于机器学习的冻融砂岩强度损伤预测模型。通过文献调研收集了117组冻融循环后砂岩强度损伤的试验数据作为数据集，选取纵波波速、干密度、饱和密度、循环次数、冻融周期作为模型的输入特征，强度损失率作为输出特征。采用决策树、随机森林、支持向量机、XGBoost、极端随机树、CatBoost等6种机器学习模型对冻融循环后砂岩强度损伤进行预测，并使用R^2、*MAE*、*MSE*、*RMSE*指标评估模型性能。结果表明，CatBoost模型的各项评估指标均表现最优，其在测试集上的R^2超过0.93，*MAE*值、*MSE*值、*RMSE*值分别为0.028、0.002、0.039，展现出较强的泛化能力和良好的预测效果。进一步通过贝叶斯优化算法对CatBoost模型进行超参数调优，确定迭代次数、树最大深度和L2正则化为影响模型预测性能的关键参数。特征值权重分析显示，各变量对模型贡献的重要性排序为：循环次数＞冻融周期＞干密度＞饱和密度＞纵波波速。研究成果可为寒区岩石力学工程实践提供有效的预测工具与方法参考。

关键词：机器学习；砂岩；冻融循环；强度损伤；CatBoost预测模型

中图分类号：TD313；TP18　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1005-2763(2026)03-0133-09

Research on Strength Damage Prediction Model of Freeze-Thaw Sandstone Based on Machine Learning

ZHANG Kaihui[1,2], *ZHANG Yihai*[1,2], *JIANG Xutong*[1,2]

(1.Cathay Safety Technology (Beijing) Co., Ltd., Beijing 102299, China;
2.China Academy of Safety Science and Technology, Beijing 100012, China)

Abstract: Aiming at the problems of significant strength damage of sandstone in cold regions under freeze-thaw action and the complex research process of traditional test methods, a machine learning-based prediction model for the strength damage of freeze-thawed sandstone was proposed. By means of literature research, 117 sets of experimental data on strength damage of sandstone after freeze-thaw cycels were selected as the data set. The longitudinal wave velocity, dry density, saturated density, number of cycles and freeze-thaw period were selected as the input characteristics of the model, and the strength loss rate was used as the output characteristics. Six machine learning models such as decision tree, random forest, support vector machine, XGBoost, extreme random tree and CatBoost were used to predict the strength damage of sandstone after freeze-thaw cycles, and R^2, *MAE*, *MSE* and *RMSE* were used to evaluate the performance of the model. The results show that the CatBoost model has the best performance in all evaluation indicators. Its R^2 on the test set exceeds 0.93, and the *MAE* value, *MSE* value and *RMSE* value are 0.028, 0.002 and 0.039, respectively, showing strong generalization ability and good prediction effect. Further, the Bayesian optimization algorithm was used to optimize the hyperparameters of the CatBoost model, and the number of iterations, the maximum depth of the tree and L2 regularization were determined as the key parameters affecting the prediction performance of the model. Eigenvalue weight analysis shows that the order of importance of each variable to the model contribution is : number of cycles＞freeze-thaw period＞dry density＞saturated density＞longitudinal wave velocity. The research results can provide effective prediction tools and method references for rock mechanics engineering practice in cold regions.

Key words: Machine learning, Sandstone, Freeze-thaw cycle, Strength damage, CatBoost prediction model

---

* **收稿日期**：2025-03-31

基金项目：应急管理部重点科技计划2024年度项目(2024EMST080802)；中国安全生产科学研究院基本科研业务费专项资金项目(2024JBKY20)

作者简介：张凯惠(1997—)，男，甘肃天水人，硕士，助理工程师，主要从事岩石力学与边坡稳定性研究工作。E-mail：calhounzhang_97@163.com

通信作者：张亦海(1989—)，男，河北沧州人，博士，高级工程师，主要从事边坡稳定性研究与滑坡预警预报研究工作。E-mail：sarjcbg@163.com

0 引言

寒区岩石工程(如高海拔露天矿边坡等)长期处于冻融循环环境中,其力学性能的退化直接威胁工程结构的长期稳定性[1]。砂岩作为广泛分布的沉积岩,因内部孔隙结构发达,而对冻融作用尤为敏感,其强度损伤已成为岩石力学领域的研究热点[2]。目前,主流的研究方法主要依托宏观尺度力学测试构建经验本构关系,然而该方法存在显著局限性:首先,高寒地区原状样品获取存在技术限制,且标准化岩芯试样的制备具有严苛技术要求;其次,力学试验流程复杂、操作流程繁琐且周期较长,需要投入较高的科研成本。

当前岩石冻融损伤研究主要基于连续介质力学的理论建模,如采用韦伯分布描述岩石微元强度随机性,或引入损伤因子构建本构方程[3]。该方法虽能定性解释强度劣化规律,但往往依赖大量室内试验数据。近年来,许多学者将机器学习方法应用于工程领域。刘学伟等[4]提出了一种围岩力学参数反演机器学习模型。岳中文等[5]提出了一种基于 Stacking 集成算法的新型岩石单轴抗压强度预测方法,现场试验应用表明,Stacking 算法模型能有效预测巷道岩层的岩石单轴抗压强度。吴禄源等[6]提出了一种利用简单岩石力学参数实现岩石抗压强度智能预测的方法,决策树模型泛化性能更优。吴顺川等[7]基于 Stacking 集成学习算法构建的单轴抗压强度预测模型具有良好的预测效果。张奥宇等[8]利用遗传神经网络对煤矿砂岩与泥岩单轴抗压强度进行了预测,经验证为一种适用于砂岩与泥岩单轴抗压强度预测的有效方法。周游等[9]开展了 4 种不同冻融循环次数下西部某露天矿砂岩单轴压缩试验,建立了以应变和冻融次数为输入层,应力为输出层的神经网络本构模型。秦楠等[10]利用 BP 神经网络模型预测不同高温作用后的砂岩单轴抗压强度。杨更社等[11]基于三轴压缩试验结果,建立了考虑温度影响的饱和砂岩强度判据预测模型。

随着人工智能和机器学习的快速发展,学科交叉融合势必会更加成熟。目前,国内外利用机器学习进行宏观非特定岩石的强度预测模型研究较为普遍,此类模型具有普遍性,不具备针对性。而对于高寒地区砂岩冻融循环后的强度损伤预测模型的相关研究,均是基于基础试验数据得出,耗费成本较高,且适用性不强。鉴于此,本研究以砂岩标准试件纵波波速、干密度、饱和密度、冻融循环次数、冻融周期和强度损伤率为基础数据,基于决策树、随机森林、支持向量机、XGBoost、极端随机树、CatBoost 等 6 种机器学习模型,对冻融循环后的砂岩强度损伤预测模型进行研究,并对各模型的预测性能进行比较,提出了一种适用性强、预测效果好的高寒地区砂岩冻融循环后的强度损伤预测模型。

1 数据集构建

1.1 数据来源

泛化能力良好的机器学习模型通常需要大量高质量数据进行训练[12],本文通过文献调研[13-18]的方式对砂岩冻融循环试验数据进行了收集整理,共获得 117 组数据。数据集包括试件纵波波速 V_p(m·s^{-1})、干密度 ρ_d(kg/m^3)、饱和密度 ρ_{sat}(kg/m^3)、冻融循环次数 n(次)、冻融周期 T(h)、强度损失率 η 等 6 个特征变量。其中,将纵波波速 V_p、干密度 ρ_d、饱和密度 ρ_{sat}、循环次数 n、冻融周期 T 作为模型的输入特征,将强度损失率 η 作为模型的输出特征。数据集见表 1。

表 1 数据集

Table 1 Data set

序号	纵波波速 V_p/(m·s^{-1})	干密度 ρ_d/(kg/m^3)	饱和密度 ρ_{sat}/(kg/m^3)	循环次数 n/次	冻融周期 T/h	强度损失率 η
1	3 276	24.2	25.1	10	4	0.08
2	3 289	24.5	25.3	5	12	0.21
3	2 591	21.9	22.5	30	9	0.05
4	2 615	22.2	22.8	60	24	0.50
5	3 825	26.0	26.7	40	24	0.49
6	3 678	24.3	25.0	140	8	0.18
7	2 631	22.3	23.3	20	24	0.11
8	2 456	21.1	22.0	18	9	0.30
9	2 789	23.3	24.1	30	12	0.36
10	2 957	23.4	24.2	15	8	0.25
			……			
116	3 150	23.6	24.4	50	12	0.17
117	2 794	21.6	22.6	80	8	0.46
最小值	2 456	21.1	22.0	0	4	0.00
中位数	3 150	23.6	24.4	24	12	0.17
最大值	3 825	26.0	26.7	140	24	0.78
平均值	3 072	23.4	24.2	35	13	0.20

其中,单轴抗压强度与强度损失率的关系见式(1)。

$$\eta=\frac{\sigma_0-\sigma_n}{\sigma_0} \tag{1}$$

式中:σ_0 为试件未冻融时的初始单轴抗压强度,MPa;σ_n 为试件经 n 次冻融循环后的单轴抗压强度,MPa。

1.2 数据集特征

为分析数据与离散性,绘制数据集特征值小提琴图,如图 1 所示。由图 1 可以看出,纵波波速主要分布在 2 400~3 600 m/s 区间范围内,干密度主要分布在 21~25 kg/m^3,饱和密度主要分布在 21.5~

26 kg/m³，冻融循环次数主要分布在 0～100 次之间，冻融周期主要分布在 4～24 h 范围，强度损失率主要分布在 0～0.6 之间，数据集构建较为合理。

影响冻融循环后砂岩强度的因素众多，高相关性的特征参数会显著降低机器学习模型的预测效果，因此，对各特征参数进行相关性分析。本文采用皮尔逊相关系数 P 判断各特征参数之间的相关性，并绘制各特征参数相干性矩阵散点图，如图 2 所示。

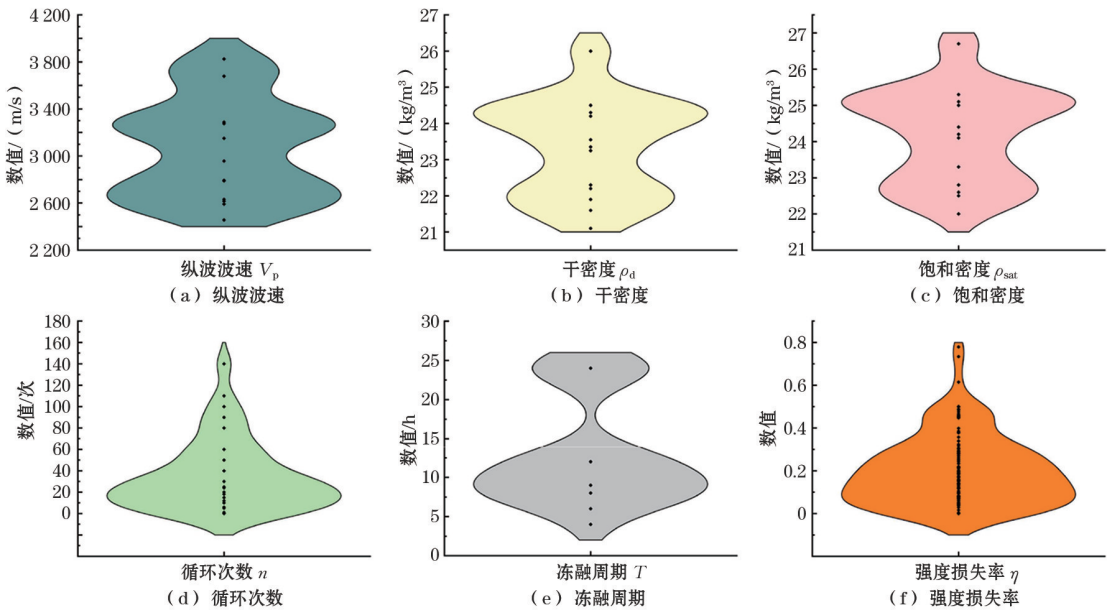


图 1　特征值小提琴图

Fig.1　Violin plots of eigenvalues

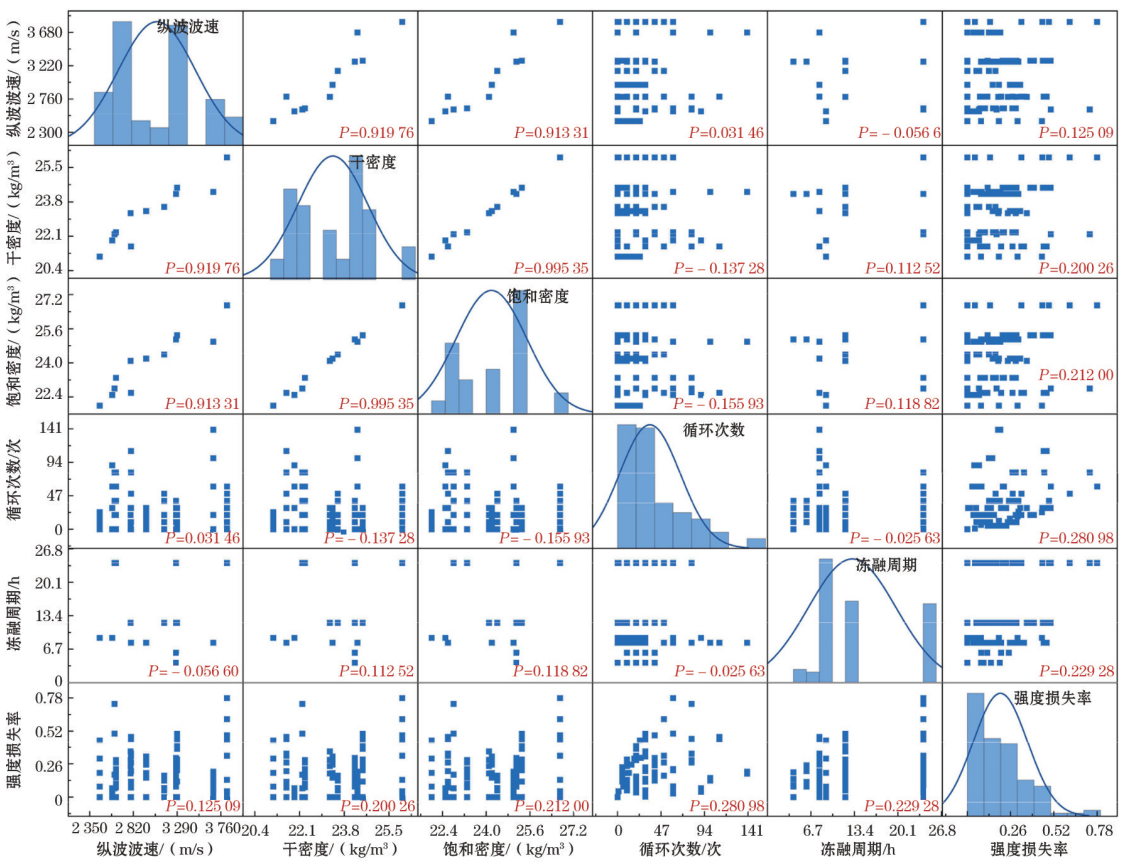


图 2　特征值相干性矩阵散点图

Fig.2　Scatter plots of eigenvalue coherence matrix

通过图 2 可以发现,除纵波波速和密度两个特征参数之外,其余各特征参数之间皮尔逊相关系数均较低,表明这些特征参数之间不存在强相关性。散点图数据点的分布较为分散,表明这些特征参数之间的相关性较弱。

1.3 技术流程

将数据集随机划分为训练集和测试集,其中,训练集占 80%,测试集占 20%,使用 6 种机器学习模型分别对训练集进行训练,并在测试集上验证其预测效果。通过 4 种回归评价指标(决定系数(R^2)、平均绝对误差(MAE)、均方误差(MSE)、均方根误差($RMSE$))对模型性能进行评估对比,从中选择性能最优的模型。通过对最优模型进行参数调优,进一步增强其预测效果。技术流程如图 3 所示。

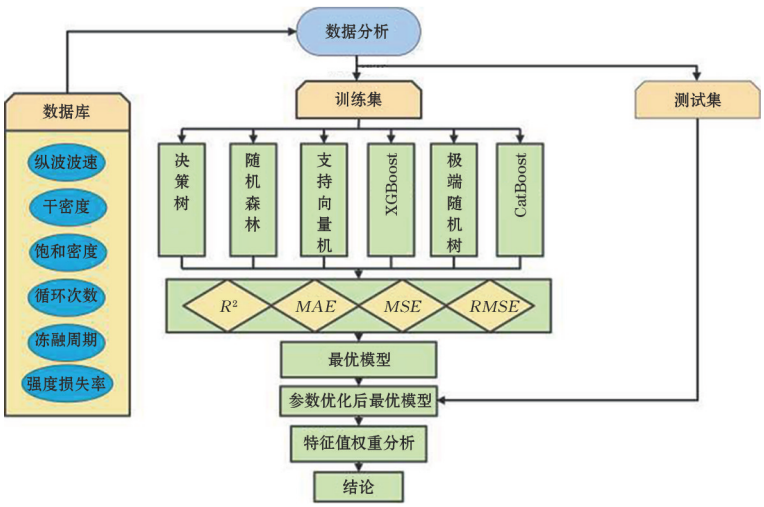


图 3 技术流程

Fig.3 Technical flow chart

2 冻融砂岩强度损伤预测

机器学习模型能有效地学习并模拟特征变量之间复杂的非线性关系,在科研实践和实际应用中表现出良好的预测性能。

2.1 学习模型

2.1.1 决策树

决策树是一种基于树形结构的监督学习模型[19],其核心思想是通过递归划分特征空间,构建由根节点、内部节点(特征测试)和叶节点(预测结果)组成的树结构。关键步骤包括特征选择、分裂点确定和剪枝优化。其中,分类树采用纯度度量进行特征选择。

(1) 信息增益。基于信息熵选择最大化增益的特征。

$$H(D)=-\sum_{i=1}^{k}p_i\log_2 p_i \tag{2}$$

式中:D 代表当前数据集;p_i 为数据集中第 i 类样本的占比,取值范围为[0,1];$H(D)$ 为数据集 D 的信息熵,用于衡量数据纯度。

$$\mathrm{Gain}(D,A)=H(D)-\sum_{j=1}^{V}\frac{|D_j|}{|D|}H(D_j) \tag{3}$$

式中:A 为某个特征;V 为特征 A 的取值个数;D_j 为特征 A 取第 j 个值时对应的子数据集;$|D_j|$、$|D|$ 分别为子集和原始数据集的样本数量;$\mathrm{Gain}(D,A)$ 为特征 A 的信息增益。

(2) 基尼指数。基尼指数 $\mathrm{Gini}(D)$ 可以衡量数据的不纯度,选择使子节点基尼指数加权和最小的特征。

$$\mathrm{Gini}(D)=1-\sum_{i=1}^{k}p_i^2 \tag{4}$$

回归树通过方差最小化选择分裂,目标是最小化均方误差 MSE。

$$MSE=\sum_{i\in L}(y_i-\bar{y}_{\mathrm{L}})^2+\sum_{i\in R}(y_i-\bar{y}_{\mathrm{R}})^2 \tag{5}$$

式中:y_i 为样本的真实标签值;$\bar{y}_{\mathrm{L}}$ 和 $\bar{y}_{\mathrm{R}}$ 为左右子节点中样本标签的均值;L、R 分别为左、右子集。

决策树的优点在于模型直观可解释、无需特征标准化、可兼容混合数据类型。但其易过拟合,且需通过最大深度限制或代价复杂度剪枝控制模型复杂度。

2.1.2 随机森林

随机森林是由多个决策树构成的集成学习模型,通过自助聚合和特征随机选择提升泛化能力,其核心流程如下。

（1）自助采样：从训练集中有放回地抽取 N 个样本（允许重复），共生成 B 个子数据集。

（2）随机特征子集：每棵树分裂时，仅从随机选取的 m 个特征（通常 $m=\sqrt{M}$，M 为总特征数）中选择最优分裂点。

（3）并行建树：基于上述策略生成 B 棵低相关性的决策树（分类任务采用基尼指数，回归任务采用 MSE）。

随机森林学习模型通过双重随机性（数据采集与特征随机选取）抑制噪声干扰，有效防止了过拟合现象，且基于分裂时的基尼指数下降或排列测试，实现特征重要性的自然评估，但同时具有计算开销大和模型的可解释性较低的特点。

2.1.3　支持向量机

支持向量机主要用于分类和回归任务，其核心目标是找到能最大化区分不同类别样本的最优决策边界。该模型训练时仅依赖支持向量的信息，计算高效且在小规模高维数据（如文本分类）处理中表现优异。但该模型对参数选择（如核函数类型、C 值、高斯核的带宽参数）敏感，且在处理大规模数据量时计算成本显著上升。

2.1.4　XGBoost

XGBoost 广泛应用于结构化数据的分类、回归及排序任务，其优势包括预测精度高、对特征缩放不敏感，且内置交叉验证与早停机制以有效防止过拟合。同时，该模型提供特征重要性排序（基于分裂次数或总增益）辅助解释性。其缺点在于计算资源消耗较高、超参数调优（如学习率、树深度、正则化系数）较为复杂，且对高维稀疏数据（如文本）的处理效率低于线性模型。

2.1.5　极端随机树

极端随机树通过引入双重随机性（随机选择特征子集、随机生成分割阈值）提升泛化能力。与传统随机森林不同，极端随机树在每棵树的节点分裂时随机选取特征并随机生成候选分割点，大幅降低了计算开销与过拟合风险。其优势包括训练速度快，且无需精细调参等；缺点为单棵树预测精度较低，依赖足够多的树数量以平衡性能，因此在部分任务中表现可能略逊于随机森林。

2.1.6　CatBoost

CatBoost 通过有序提升技术和自动类别特征编码优化模型性能，其核心创新包括对称树结构、内置缺失值处理等，无需复杂的数据预处理即可直接处理混合类型数据。该模型优势包括能够高效处理类别特征、具有较强的泛化能力与可解释性，且训练速度快于 XGBoost；但该模型相较于 LGB 等轻量级框架内存消耗较高。

2.2　模型训练

本研究提出的砂岩强度损伤预测模型实现流程如下：

（1）指定数据集文件所在路径并读取数据；

（2）指定模型的输入变量和输出变量；

（3）将数据集划分为训练集（80%）和测试集（20%）；

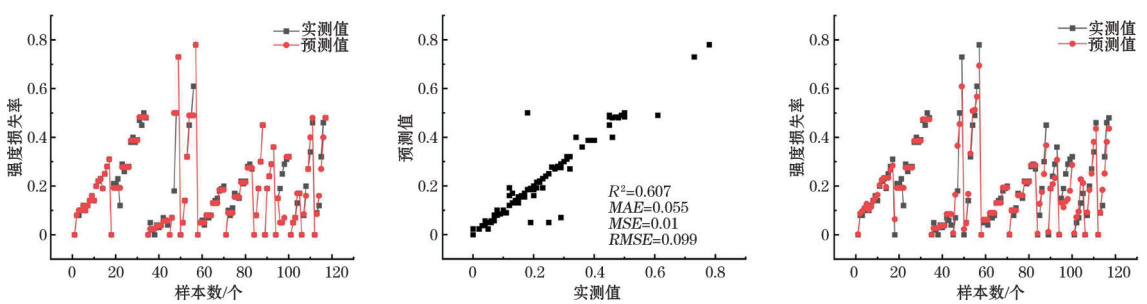
（4）设置模型初始超参数，构建 6 种初始预测模型；

（5）对 6 种预测模型进行训练；

（6）输出各模型的预测结果。

2.3　模型预测结果

各模型的预测结果与真实值的对比情况及预测结果评估如图 4 所示。由图 4 可知，不同模型对砂岩冻融循环后的强度损伤预测有着不同的拟合度。整体来看，相比于另外 3 种模型，CatBoost 模型、极端随机树模型和 XGBoost 模型的预测效果更好，预测值与真实值之间的误差较小，拟合程度更高，模型的泛化能力更强。其中，CatBoost 模型预测效果最佳，其次为极端随机树模型和 XGBoost 模型。支持向量机模型的预测效果最差，预测值与真实值之间的差异大，该模型对砂岩冻融循环后的强度损伤预测效果不佳。



（a）决策树模型预测结果　（b）决策树模型预测结果评估　（c）随机森林模型预测结果

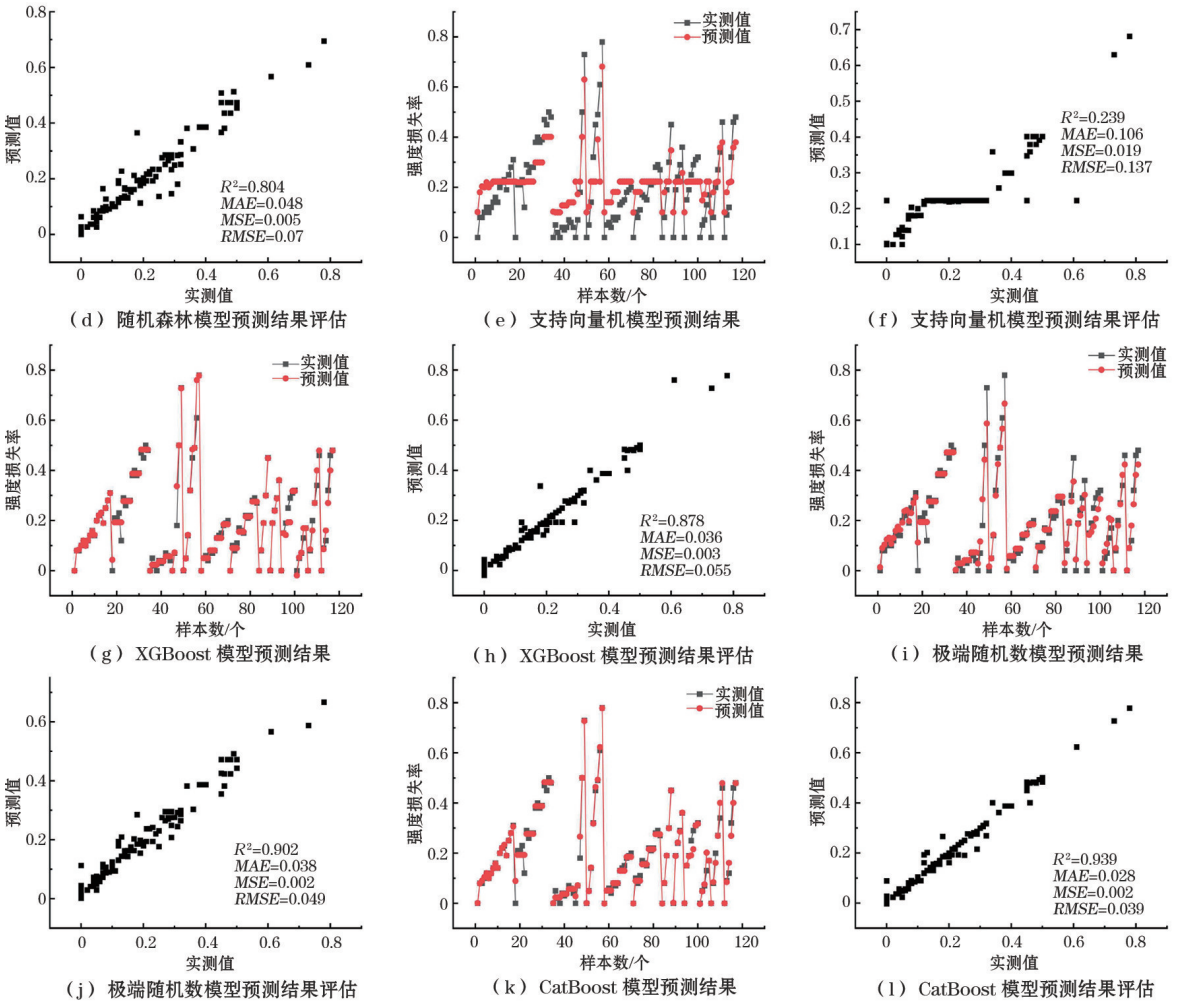


图 4 各模型预测结果及评估

Fig.4 Prediction results and evaluation of each model

2.4 模型性能评估

通常情况下,模型在测试集上的预测结果更具参考价值。若模型训练集上的指标拟合明显好于测试集,则意味着模型存在过拟合风险。若拟合指标出现异常(超出标准范围),如 R^2 小于 0,则表明该模型拟合效果较差,建议予以舍弃。

将 6 个预测模型的评估指标按照训练集和测试集进行对比分析,具体结果见表 2。从评价指标数值来看,决策树模型的 4 个指标均是在训练集上表现优秀,但在测试集上明显降低,预测效果明显削弱。决策树模型在训练集上的 R^2 达到 0.991,达到 6 个模型中的最优值,但在测试集上骤降至 0.607,下降幅度明显。随机森林模型的预测性能在训练集时整体稍弱于决策树模型,但在测试集时却稍强于决策树模型,其 *MSE* 值相对于决策树模型降低了 50%。支持向量机模型 4 个指标在训练集和测试集上均为 6 个模型中的最差值,可以认为该模型不适用于冻融循环后砂岩强度损伤预测。

XGBoost 模型与随机森林模型类似,评估指标在训练集上性能较优,但在测试集上性能明显下降。相比之下,极端随机树模型整体性能更加优秀,预测效果更为准确,模型在测试集上的 R^2 大于 0.9,在训练集和测试集上的 *MSE* 值均接近于 0。CatBoost 模型的 4 个评估指标在训练集和测试集上均为 6 个模型中的最优值,测试集上的 R^2 超过 0.93,训练集上的 *MAE* 值、*MSE* 值、*RMSE* 值分别为 0.008、0、0.015,测试集上的 *MAE* 值、*MSE* 值、*RMSE* 值分别为 0.028、0.002、0.039。上述结果表明,CatBoost 模型具有更强的泛化能力和更高的预测精度,对于冻融循环后砂岩的强度损伤具有良好的预测能力。

表 2 模型性能评估指标统计

Table 2 Statistics of performance evaluation indicators for each model

模型	R^2		MAE		MSE		$RMSE$	
	训练集	测试集	训练集	测试集	训练集	测试集	训练集	测试集
决策树	0.991	0.607	0.007	0.055	0.000	0.010	0.015	0.099
随机森林	0.964	0.804	0.020	0.048	0.001	0.005	0.031	0.070
支持向量机	0.757	0.239	0.075	0.106	0.006	0.019	0.081	0.137
XGBoost	0.991	0.873	0.007	0.036	0.000	0.003	0.015	0.055
极端随机树	0.961	0.902	0.021	0.038	0.001	0.002	0.032	0.049
CatBoost	0.991	0.939	0.008	0.028	0.000	0.002	0.015	0.039

3 CatBoost 模型参数优化

3.1 模型参数优化

通过对模型预测性能进行综合评估,最终确定 CatBoost 模型对冻融循环后的砂岩强度损伤的预测性能最为突出,模型泛化程度较强。因此,本研究选择采用 CatBoost 机器学习模型进行后续分析。

前述各预测模型均采用普遍使用的初始参数,CatBoost 机器学习模型初始参数见表 3。

表 3 CatBoost 机器学习模型初始参数

Table 3 Initial parameters of the CatBoost machine learning model

参数名称	取值
迭代次数	500
树最大深度	6
学习率	0.1
L2 正则化	3.0
特征子集比例	1.0

贝叶斯优化作为一种高效的全局超参数优化方法,其核心机理区别于网格搜索、随机搜索等遍历式策略,该方法通过构建代理模型替代计算密集型黑箱目标函数,显著降低计算开销;同时设计采集函数平衡解空间的探索与开发,引导搜索向最小损失区域收敛。该算法能在有限样本条件下实现多峰函数极值定位,以较少评估次数逼近复杂目标函数最优解,从而显著提升超参数寻优效率[20]。本文采用贝叶斯优化算法对 CatBoost 模型进行超参数调优,得到最优模型参数见表 4,优化后的模型评估指标见表 5。可以看出,迭代次数、树最大深度和 L2 正则化是影响 CatBoost 模型预测性能的关键参数,对模型的预测效果具有决定性作用。

表 4 优化后模型参数

Table 4 The optimized model parameters

参数名称	优化取值
迭代次数	700
树最大深度	7
学习率	0.1
L2 正则化	4.31
特征子集比例	1.0

表 5 优化后模型评估指标

Table 5 The optimized model evaluation indicators

评估指标		优化后 CatBoost 模型
R^2	训练集	0.991
	测试集	0.952
MAE	训练集	0.007
	测试集	0.026
MSE	训练集	0.000
	测试集	0.001
$RMSE$	训练集	0.015
	测试集	0.035

由表 5 可知,模型参数优化对训练集上的评估指标影响较小,但显著提升了测试集上的模型性能。这一结果验证参数优化方向的正确性和定量的合理性。经过参数优化后,模型对冻融循环后砂岩强度损伤预测能力进一步增强,预测效果更加优异。

3.2 特征值权重分析

特征权重反映了各特征变量对模型贡献的重要程度,其总和为 1,特征值权重分析结果如图 5 所示。由图 5 可知,循环次数所占权重为 35.89%,该特征的权重最高,对模型构建起关键作用;冻融周期所占权重为 18.51%,该特征的重要性次之,对模型构建具有相对重要作用;干密度、饱和密度、纵波波速的权重则分别为 18.09%、16.60%、10.91%。最终各特征值按重要性排序为:循环次数>冻融周期>干密度>饱和密度>纵波波速。

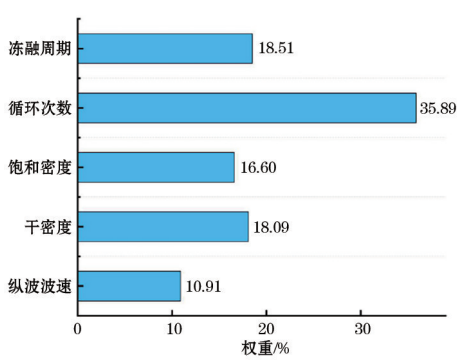


图 5 特征值权重分析结果

Fig.5 Analysis results of eigenvalue weights

4 结论

(1) 通过文献调研收集了 117 组砂岩冻融循环试验数据构建数据集,包括纵波波速、干密度、饱和密度、循环次数、冻融周期、强度损失率等 6 个特征变量。样本特征值的小提琴图和相干性矩阵散点图表明,分析得到数据集构建合理,数据分布满足建模需要,数据相干性普遍较弱。

(2) 采用决策树、随机森林、支持向量机、XGBoost、极端随机树、CatBoost 等 6 种模型进行冻融循环后砂岩强度损伤预测,并引入 R^2、MAE、MSE、$RMSE$ 评价指标模型性能进行评估。结果表明,CatBoost 模型的 4 个评估指标均为 6 个模型中的最优值,证明该模型泛化能力更强,预测精度更高,对于冻融循环后砂岩的强度损伤具有良好的预测能力。

(3) 利用贝叶斯优化算法对 CatBoost 模型进行参数优化,得到模型预测效果最好时的最优参数,并发现迭代次数、树最大深度、L2 正则化是影响 CatBoost 模型预测性能的关键参数。特征值权重分析结果表明,各特征值对模型贡献的重要性排序为:循环次数>冻融周期>干密度>饱和密度>纵波波速。

(4) 当前对冻融循环后砂岩强度损伤的研究仍停留在传统试验的大环境下,研究提出了人工智能与岩石力学相结合的创新思维,通过学科交叉融合的思路,创新性地提出了一种砂岩强度损伤预测模型,研究成果可用于高寒高海拔地区冻融循环后砂岩的强度预测。同时,机器学习基模型之间的算法融合、基模型与其他回归算法之间的融合,以及基模型与岩石力学等传统地质学科的交叉融合,仍然是未来的研究热点。

参考文献(References):

[1] 田森,赵映,司鹄,等.寒区露天矿岩质边坡裂隙岩体冻融损伤特征及力学特性试验研究[J].煤炭学报,2024,49(12):4687-4700.
TIAN Sen, ZHAO Ying, SI Hu, et al. Experimental study on freeze-thaw damage characteristics and mechanical properties of fractured rock mass of open-pit rock slope in cold region[J]. Journal of China Coal Society,2024,49(12):4687-4700.

[2] 孟凡东.砂岩冻融损伤劣化机制及冲击荷载作用下的力学响应特征研究[J].岩石力学与工程学报,2024,43(11):2860.
MENG Fandong. Study on freeze-thaw damage degradation mechanism of sandstone and its mechanical response characteristics under impact load[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2024,43(11):2860.

[3] 邓海森,陶铁军,谢财进,等.低应力下软岩统计损伤本构模型与试验验证[J].煤矿安全,2025,56(2):146-153.
DENG Haisen, TAO Tiejun, XIE Caijin, et al. Statistical damage constitutive model and test verification of soft rock under low stress[J]. Safety in Coal Mines, 2019, 56(2): 146-153.

[4] 刘学伟,刘云豪,刘滨,等.考虑分区劣化的围岩力学参数精细化反演机器学习模型研究[J/OL].岩土工程学报:1-11[2025-03-25]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1124.TU.20241025.1410.005.html.
LIU Xuewei, LIU Yunhao, LIU Bin, et al. Research on machine learning model for refined inversion of mechanical parameters of surrounding rock considering zonal deterioration[J/OL]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering:1-11[2025-03-25]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1124.TU.20241025.1410.005.html.

[5] 岳中文,龙思晨,闫逸飞,等.基于 Stacking 算法与钻进参数的岩石单轴抗压强度预测[J/OL].采矿与安全工程学报:1-13[2025-03-25].http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1760.td.20241029.1928.002.html.
YUE Zhongwen, LONG Sichen, YAN Yifei, et al. Prediction of uniaxial compressive strength of rock based on Stacking algorithm with drilling parameters[J/OL]. Journal of Mining & Safety Engineering:1-13[2025-03-25].http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1760.td.20241029.1928.002.html.

[6] 吴禄源,李建会,马丹,等.基于集成学习与贝叶斯优化的岩石抗压强度预测[J].地球科学,2023,48(5):1686-1695.
WU Luyuan, LI Jianhui, MA Dan, et al. Prediction for rock compressive strength based on ensemble learning and Bayesian optimization[J]. Earth Science, 2023, 48(5): 1686-1695.

[7] 吴顺川,王艳超,张化进.基于 Stacking 集成算法的岩石单轴抗压强度预测方法研究[J].矿业研究与开发,2022,42(6):105-111.
WU Shunchuan, WANG Yanchao, ZHANG Huajin. Study on prediction method of uniaxial compressive strength of rocks based on Stacking ensemble algorithm[J]. Mining Research and Development,2022,42(6):105-111.

[8] 张奥宇,杨科,池小楼,等.基于 GA-BP 神经网络岩石单轴抗压强度预测模型研究[J].煤,2025,34(1):6-10+17.
ZHANG Aoyu, YANG Ke, CHI Xiaolou, et al. Research on prediction method of rock uniaxial compressive strength based on GA-BP neural network[J]. Coal, 2019, 34(1): 6-10+17.

[9] 周游,陈彦龙.冻融循环次数对饱水砂岩力学特性的影响分析及预测[J].中国煤炭地质,2024,36(1):36-40.
ZHOU You, CHEN Yanlong. Analysis and prediction of the influence of the number of freeze-thaw cycles on the mechanical properties of saturated sandstone[J]. Coal Geology of China,2019,36(1):36-40.

[10] 秦楠,葛强,梁忠豪,等.高温对砂岩宏细观损伤及BP神经网络单轴强度预测研究[J].实验力学,2021,36(1):105-113.
QIN Nan, GE Qiang, LIANG Zhonghao, et al. Experimental study on macro/micro damage of sandstone caused by high temperature and prediction of uniaxial strength by BP neural network[J]. Journal of Experimental Mechanics,2021,36(1):105-113.

[11] 杨更社,魏尧,申艳军,等.冻结饱和砂岩三轴压缩力学特性及强度预测模型研究[J].岩石力学与工程学报,2019,38(4):683-694.
YANG Gengshe, WEI Yao, SHEN Yanjun, et al. Mechanical behavior and strength forecast model of frozen saturated sandstoneunder triaxial compression[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2019,38(4):683-694.

[12] 李地元,杨博,刘子达,等.基于集成树算法的岩石黏聚力和内摩擦角预测方法[J].黄金科学技术,2024,32(5):847-859.
LI Diyuan, YANG Bo, LIU Zida, et al. Prediction method of rock cohesion and internal friction angle based on ensemble tree algorithm[J]. Gold Science and Technology, 2024,32(5):847-859.

[13] 柳森昊.西部矿区冻融条件下砂岩力学特性研究[D].徐州:中国矿业大学,2019.
LIU Senhao. Study on mechanical properties of sandstone under freeze-thaw conditions in Western mining area[D]. Xuzhou:China University of Mining and Technology,2019.

[14] 高峰,熊信,周科平,等.冻融循环作用下饱水砂岩的强度劣化模型[J].岩土力学,2019,40(3):926-932.
GAO Feng, XIONG Xin, ZHOU Keping, et al. Strength deterioration model of saturated sandstone under freeze-thaw cycles[J]. Rock and Soil Mechanics,2019,40(3):926-932.

[15] 张二锋,刘慧,康跃明,等.冻融受荷砂岩力学性能劣化与统计损伤模型研究[J].煤炭科学技术,2024,52(5):84-91.
ZHANG Erfeng, LIU Hui, KANG Yueming, et al. Study on deterioration of mechanical properties and statistical damage model of freeze-thaw loaded sandstone[J]. Coal Science and Technology,2024,52(5):84-91.

[16] 谢昊天,徐颖,郑强强,等.冻融循环作用下饱水砂岩强度衰减及细观结构特征[J].煤炭科学技术,2024,52(12):84-93.
XIE Haotian, XU Ying, ZHENG Qiangqiang, et al. Experimental study on strength degradation and meso-structural characteristics of saturated sandstone under freeze-thaw cycles[J]. Coal Science and Technology,2019, 52(12):84-93.

[17] 李勇,桂辉高,陈结,等.不同冻融条件下砂岩损伤力学特性[J].采矿与安全工程学报,2024,41(4):813-823.
LI Yong, GUI Huigao, CHEN Jie, et al. Damage mechanical properties of sandstone under different freeze-thaw conditions[J]. Journal of Mining & Safety Engineering,2024,41(4):813-823.

[18] 王苗苗,任玉波,韩静,等.应力-冻融协同作用后砂岩力学特性与损伤模型[J/OL].应用基础与工程科学学报:1-20[2025-03-25]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3242.TB.20240830.1141.002.html.
WANG Miaomiao, REN Yubo, HAN Jing, et al. Mechanical properties and damage model of sandstone after the synergistic action of stress and freeze-thaw cycles[J/OL]. Journal of Basic Science and Engineering:1-20[2025-03-25]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3242.TB.20240830.1141.002.html.

[19] 张凌凡,陈忠辉,周天白,等.基于梯度提升决策树的露天矿边坡多源信息融合与稳定性预测[J].煤炭学报,2020,45(增刊1):173-180.
ZHANG Lingfan, CHEN Zhonghui, ZHOU Tianbai, et al. Multi-source information fusion and stability prediction of slope based on gradient boosting decision tree[J]. Journal of China Coal Society,2020,45(Suppl.1):173-180.

[20] 陈泉霖,陈奕宇,霍静,等.高维贝叶斯优化研究综述[J/OL].软件学报:1-28[2025-03-25]. https://doi.org/10.13328/j.cnki.jos.007304.
CHEN Quanlin, CHEN Yiyu, HUO Jing, et al. Survey on high-dimensional Bayesian optimization[J/OL]. Journal of Software:1-28[2025-03-25]. https://doi.org/10.13328/j.cnki.jos.007304.