基于 HOA-R-Stacking 算法的 FRCTB 抗压强度预测*

何流[1]，袁海平[1]，汪亦显[1]，朱传奇[2]，李恒喆[1]

（1.合肥工业大学 土木与水利工程学院， 安徽 合肥 230009；
2.深部煤矿采动响应与灾害防控国家重点实验室， 安徽 淮南市 232001）

摘要：为解决纤维增强尾砂胶结充填体(FRCTB)抗压强度预测精度不足的问题，基于文献收集的364组试验数据，提出一种基于加权残差机制的改进Stacking集成学习模型。模型采用6种异质基学习器与4种元学习器构建集成框架，使用河马优化算法(HOA)对基学习器参数进行全局寻优；通过5折交叉验证获取基学习器预测结果，并依据预测误差为各基学习器分配自适应权重；提取残差特征作为元学习器输入，设置6种单一模型作为对照开展横向预测精度对比；最后引入可解释性分析探究关键影响因素。结果表明：单一模型中，轻量梯度提升机综合性能最优(决定系数为0.887 0)；以支持向量回归(SVR)为元学习器的HOA-R-Stacking模型的性能最佳(决定系数为0.947 0)，其平均绝对误差和均方根误差较最优单一模型分别降低34.53%和33.94%。可解释性分析表明：纤维含量是影响FRCTB抗压强度的关键因素之一。研究成果为FRCTB抗压强度预测提供了有效技术手段，有助于提升充填体稳定性、降低矿山充填成本。

关键词：纤维增强尾砂胶结充填体(FRCTB)；Stacking模型；河马优化算法(HOA)；可解释性分析；抗压强度

中图分类号：TD853.34 **文献标识码**：A **文章编号**：1005-2763(2026)07-0265-11

FRCTB Compressive Strength Prediction Based on HOA-R-Stacking Algorithm

He Liu[1], *Yuan Haiping*[1], *Wang Yixian*[1], *Zhu Chuanqi*[2], *Li Hengzhe*[1]

(1.College of Civil Engineering, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China;
2.State Key Laboratory of Response to Mining Activity and Disaster Prevention and Control of Deep Coal Mining, Huainan, Anhui 232001, China)

Abstract: To address the insufficient prediction accuracy of the compressive strength of fiber reinforced cemented tailings backfill (FRCTB), an improved Stacking ensemble learning model based on a weighted residual mechanism was proposed, utilizing 364 sets of experimental data collected from the literature. The model constructed an ensemble framework with six heterogeneous base learners and four meta-learners, and employed the Hippopotamus Optimization Algorithm (HOA) for global optimization of the base learner parameters. The prediction results of the base learners were obtained through 5-fold cross-validation, and adaptive weights were assigned to each base learner according to their prediction errors. Residual features were extracted as inputs for the meta-learner. Six single models were set as benchmarks for horizontal prediction accuracy comparison. Finally, interpretability analysis was introduced to explore the key influencing factors. The results show that among the single models, the light gradient boosting machine achieves the best comprehensive performance, with a coefficient of determination of 0.887 0.The HOA-R-Stacking model with Support Vector Regression (SVR) as the meta-learner performs the best, achieving a coefficient of determination of 0.947 0, and its mean absolute error and root mean square error are reduced by 34.53% and 33.94%, respectively, compared with the best single model. The interpretability analysis indicates that fiber content is one of the key factors affecting the compressive strength of FRCTB. The research results provide an effective technical means for predicting the compressive strength of FRCTB, which helps to improve backfill stability and reduce the cost of mine filling.

Key words: Fiber reinforced cemented tailings backfill (FRCTB), Stacking model, Hippopotamus Optimization Algorithm (HOA), Interpretability analysis, Compressive strength

---

* **收稿日期**：2025-07-09

基金项目：国家自然科学基金资助项目(52077249)；深部煤矿采动响应与灾害防控国家重点实验室开放基金重点资助项目(SKLMRDPC22KF02)

作者简介：何流(1999—)，男，贵州毕节人，硕士研究生，主要从事非煤矿山安全开采的研究。E-mail：2023171912@mail.hfut.edu.cn

通信作者：袁海平(1976—)，男，江西九江人，博士，教授，博士生导师，主要从事非煤矿山安全开采技术研究工作。E-mail：seapie@hfut.edu.cn

0 引言

矿山尾矿的环境危害与资源化利用潜力,使其处理技术已成为采矿工程领域的研究热点[1-3]。胶结尾矿回填(Cemented Tailings Backfill, CTB)技术是目前应用最广泛的尾矿处理技术之一。该技术将尾矿从地面储存转移至地下采空区,不仅有效降低了地表环境污染风险,还在保障采场稳定、提高矿产资源回采率等方面发挥着至关重要的作用。CTB是一种水泥基复合材料,传统上由尾矿、胶凝材料和水3种组分构成,其力学性能通常采用无侧限抗压强度(Unconfined Compressive Strength, UCS)进行评价。随着纤维增强技术在矿山充填领域的应用,学者们通过在CTB中掺入纤维开展UCS试验。研究发现,纤维的掺入可显著改善充填体力学性能,在保证强度的同时减少胶凝材料用量,降低充填成本。侯永强等[4]通过试验研究了聚丙烯纤维掺量对充填体力学性能的影响规律,发现充填体的抗压强度和抗拉强度随纤维含量增加呈先升后降的非线性变化趋势。Chen等[5]研究了玄武岩纤维对充填体力学性能的影响规律,发现随着纤维掺量和纤维长度的增加,充填体的抗压强度和延性呈先升后降的趋势。

为探究不同成分对CTB抗压强度的影响,崔秀丽等[6-7]设计了多组配比,开展大量UCS试验,但传统试验方法需等待试件养护至规定龄期后方可测试,耗时耗力,且易因试样数量不足导致结果偏差。针对传统方法的局限性,学者们提出了基于电阻率、超声脉冲速度的无损检测技术。文献研究表明,此类无损检测方法已广泛应用于CTB及岩体强度评估,具有测试效率高、操作简便、成本低等优势[8-10]。但该类方法的测量精度受材料非均质性影响显著,相同配比的CTB试样也可能出现较大测试偏差;对于大尺寸试件,无损检测方法难以准确表征其真实强度特性。

近年来,人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术在采矿与岩土工程领域得到广泛应用,为解决复杂工程问题提供了新的技术途径。Qi等[11-12]运用AI技术研究了不同成分对CTB强度发展的影响,实现了CTB的UCS预测。其中,机器学习方法在CTB的UCS预测中表现突出。但现有关于CTB抗压强度预测的研究多聚焦于传统CTB,针对不同纤维增强胶结膏体充填体的UCS预测研究较少,亟待深入开展。因此,采用机器学习方法探究纤维增强尾砂胶结充填体(Fiber Reinforced Cemented Tailings Backfill, FRCTB)的UCS与关键影响因素的内在关联,不仅具有重要的学术价值,也可为评估机器学习在FRCTB领域的泛化能力提供依据。

相较于单一学习器,集成学习算法通过组合多个学习器表现出更高的准确性和泛化能力,已成为当前机器学习领域的主流方法。其中,Stacking是一种经典的集成学习框架,通过将多个基学习器的预测结果作为新特征输入元学习器中进行二次训练,可有效融合不同模型的优势。Yong等[13]指出,尽管Stacking可以提高模型的泛化能力,但传统Stacking方法存在显著局限性:未量化基学习器的贡献差异,平等对待所有基模型的预测结果,忽略其性能优劣;直接采用原始预测结果作为元特征,易导致噪声传递与偏差累积,降低模型的泛化能力。

基于此,本文融合6种异质基学习器与4种元学习器构建集成框架,采用河马优化算法进行参数全局优化,构建了基于加权残差Stacking集成学习的FRCTB抗压强度预测模型。结果表明,该模型可实现对多类型纤维的FRCTB抗压强度准确预测,验证了集成模型相较于单一模型的优越性,揭示了Stacking模型在FRCTB数据集上的预测潜力;拓展了河马算法在机器学习算法参数优化中的应用范围,为多类型纤维的FRCTB抗压强度预测提供了重要参考。

1 数据处理和模型评价标准

1.1 数据统计

为确保数据集的代表性,从多篇国内外研究论文中系统收集试验数据[10,14-21],构建包含364组FRCTB抗压强度的数据集。选取灰砂比、纤维类型、纤维长度、纤维含量、养护时间、质量浓度和水泥标号等7个关键参数作为FRCTB力学性能预测模型的输入变量,选取抗压强度作为输出变量,其中纤维类型为分类变量。为克服部分机器学习模型无法直接处理分类变量的局限性,采用独热编码技术将“纤维类型”的分类特征转换为数值格式。

统计分析表明:输入变量分布存在不均衡性,且各变量数值尺度差异显著。为消除变量间的量纲差异,确保模型训练过程中各变量具有可比性,采用标准化方法对输入特征参数进行预处理,见式(1)。

$$X=\frac{x-\mu}{\sigma} \tag{1}$$

式中：X 为标准化后的特征值；x 为原始特征值；μ 为该特征的均值；σ 为该特征的标准差。

1.2 数据可视化

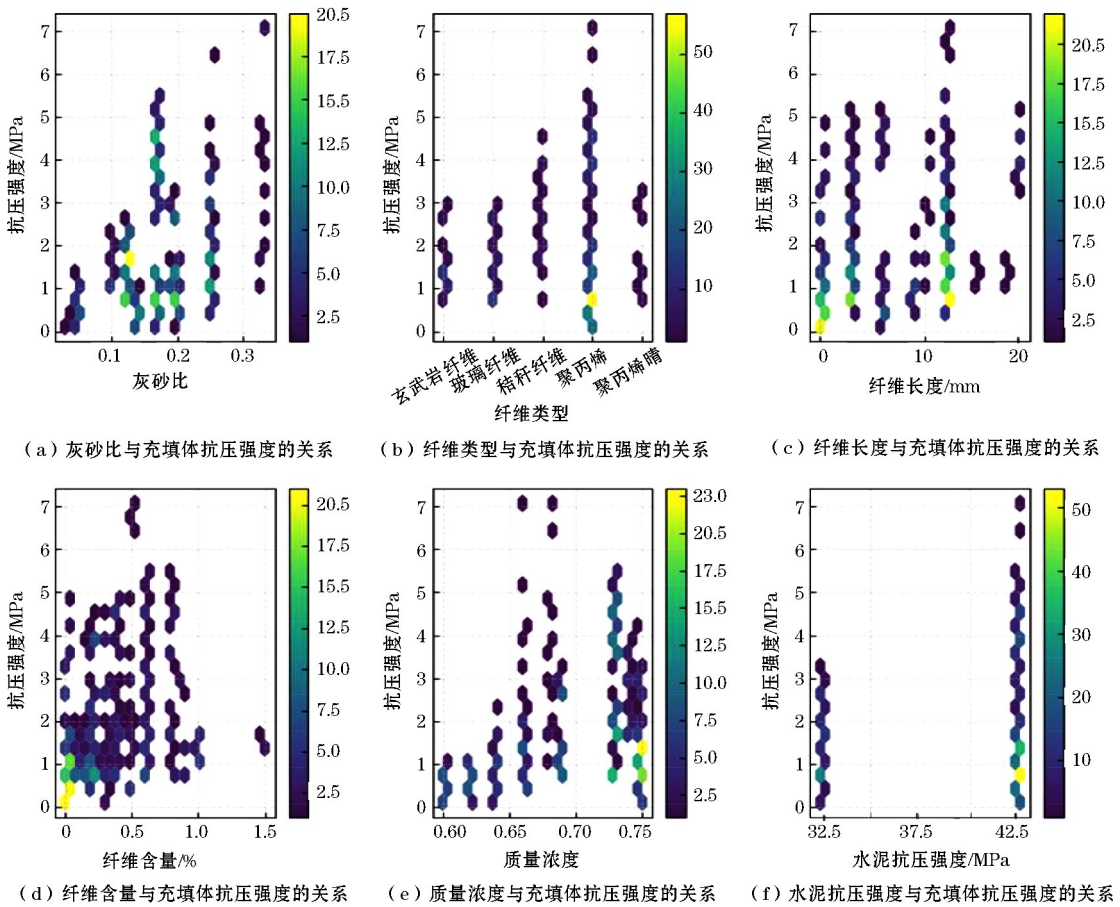
采用六边形等值线图（见图 1）可视化输入变量对 FRCTB 抗压强度的影响，图中六边形内的颜色（颜色标识见电子版）和位置反映数据点的分布密度随输入变量的变化规律。灰砂比与抗压强度呈显著正相关（如图 1(a)所示），抗压强度随着灰砂比的增大呈显著上升趋势。纤维类型和抗压强度的关系如图 1(b)所示。由图 1(b)可知，数据呈垂直带状分布，高密度数据点集中在聚丙烯纤维处；纤维长度和抗压强度的关系如图 1(c)所示。由图 1(c)可知，抗压强度随着纤维长度的增加呈先升后降的单峰趋势，当纤维长度为 12 mm 时，抗压强度达到峰值，与文献[16]中的研究结果一致。纤维含量与抗压强度的关系如图 1(d)所示。由图 1(d)可知，高密度数据点集中在低纤维含量区间，且随着纤维含量增加，抗压强度也呈非线性变化。

1.3 变量的 Pearson 相关性分析

基于皮尔逊相关系数（Pearson correlation coefficient，$r\in[-1,1]$）的统计分析方法，通过量化特征间线性关联强度优化输入特征集，消除冗余特征并降低过拟合风险，见式(2)。

$$r=\frac{n\sum_{i=1}^{n}x_iy_i-\sum_{i=1}^{n}x_i\sum_{i=1}^{n}y_i}{\sqrt{n\sum_{i=1}^{n}x_i^2-\left(\sum_{i=1}^{n}x_i\right)^2}\sqrt{n\sum_{i=1}^{n}y_i^2-\left(\sum_{i=1}^{n}y_i\right)^2}} \tag{2}$$

式中：x_i 和 y_i 分别为数据库中的两个特征变量；n 为样本容量。根据统计准则，当皮尔逊相关系数 r 绝对值大于 0.8 时，判定为高度线性相关，需剔除对应特征；$r>0$ 表征正向协变关系，$r<0$ 则反映负向协变关系。图 2 所示的相关系数热力图直观呈现了特征间的相关性分布情况。各特征间的皮尔逊系数 r 绝对值均低于 0.8（最大 $r=0.63$，最小 $r=-0.43$），表明所选特征间无强相关性，可作为 FRCTB 抗压强度预测模型的输入变量。



（a）灰砂比与充填体抗压强度的关系　（b）纤维类型与充填体抗压强度的关系　（c）纤维长度与充填体抗压强度的关系

（d）纤维含量与充填体抗压强度的关系　（e）质量浓度与充填体抗压强度的关系　（f）水泥抗压强度与充填体抗压强度的关系

图 1 六边形等值线图

Fig.1 Hexagonal contour plot

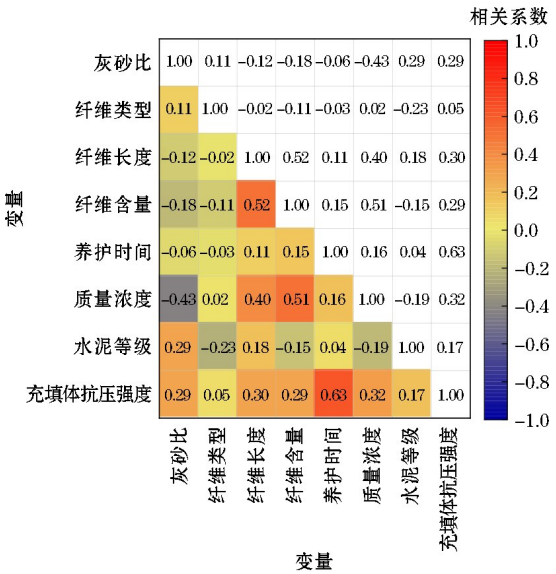


图 2 特征相关系数热力图

Fig.2 Heatmap of feature correlation coefficients

1.4 数据集划分

为构建可靠的机器学习模型评估体系,采用随机划分策略,随机选取 80%的样本数据作为训练集用于模型参数学习,剩余 20%样本数据作为独立测试集用于评估模型泛化能力。

1.5 模型性能评价指标

为全面评估集成模型的预测性能,选取 3 个经典的回归评价指标:决定系数(Coefficient of Determination,R^2)、平均绝对误差(Mean Absolute Error,E_{MAE})和均方根误差(Root Mean Squared Error,E_{RMSE})。R^2 用于衡量模型的拟合能力,其值越接近 1,表示模型的解释力越强;E_{MAE} 和 E_{RMSE} 用于衡量模型预测值与实际值之间的误差离散程度,其值越小表示预测精度越高。R^2、E_{MAE} 和 E_{RMSE} 的计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \tag{3}$$

$$E_{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i - \hat{y}_i\right| \tag{4}$$

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{5}$$

式中:n 为样本数量;y_i 为真实值;$\hat{y}_i$ 为预测值;$\bar{y}$ 为样本的均值。

2 机器学习算法

2.1 基学习层算法

岭回归(Ridge Regression,Ridge)是在最小二乘法基础上引入 L_2 正则化项的线性回归方法,用于抑制模型对训练数据的过拟合,提升模型的泛化能力。

极限随机树(Extremely Randomized Trees,ET)由 Geurts 等提出[22],是基于 Bagging 思想构建的集成学习算法,具有训练速度快和抗过拟合能力强等特点,适用于中大规模数据集的建模任务。

极限梯度提升(Extreme Gradient Boosting,XGBoost)模型是由 Chen 和 Guestrin 提出的基于梯度提升框架的集成学习算法[23]。XGBoost 通过优化目标函数并引入正则项,提升了模型的预测精度及泛化能力。

多层感知回归器(Multi-Layer Perceptron Regressor,MLP)是基于前馈神经网络构建的回归模型。模型通过多层线性与激活函数的结构对输入特征进行非线性映射,能够逼近任意复杂的函数关系。

支持向量回归(Support Vector Regression,SVR)模型由 Vapnik 等学者基于统计学习理论提出。模型通过核函数将输入特征映射到高维空间,并在此空间中构造最优线性回归超平面,以实现预测容忍误差边界内的最优数据拟合。

轻量梯度提升机(Light Gradient Boosting Machine,LGBM)是由微软公司 Dmtk 团队提出的基于梯度提升树框架的高效机器学习算法[24]。该模型采用基于直方图的决策树分裂方式,并利用叶子优先策略(Leaf-wise)以提升拟合精度,显著降低了内存消耗与训练时间。

2.2 河马优化算法

河马优化算法(Hippopotamus Optimization Algorithm,HOA)由 Mohammad Hussein Amiri 等于 2024 年提出的一种基于河马社会行为和觅食策略的新型元启发式优化算法[25]。HOA 算法通过模拟野外环境中的河马群体的觅食、社交及防御行为构建优化策略,其核心包含以下 3 个行为模式。

(1) 探索行为:河马离开群体探索资源区域,对应算法的全局搜索阶段。

(2) 防御行为：群体位置共享实现协同搜索优化，避免算法陷入局部最优。

(3) 逃避行为：增强高适应度的区域搜索，对应算法的局部开发阶段。

2.2.1 河马种群初始化

在 HOA 算法中，单只河马对应优化问题的一个候选解，用向量来表示；河马种群用数学矩阵表示。种群采用随机初始化方法，初始解由生成公式表示：

$$x_{i,j}=b_{lj}+r_1(b_{uj}-b_{lj}) \tag{6}$$

式中：$x_{i,j}$ 为第 i 个候选解的位置；$j=1,2,\cdots,m$，m 为当前决策变量个数，$i=1,2,\cdots,N$，N 为种群规模；r_1 为[0,1]之间的随机数；b_{uj}、b_{lj} 分别为第 j 个决策变量的上界、下界。

2.2.2 探索阶段

探索阶段包含两个子阶段。探索阶段 1 为河马在探索空间的位置更新：河马为群居动物，倾向于紧密聚集生活。种群由首领负责保护群体和领地安全，以抵御潜在威胁。其中雄性河马的空间分布位置可用式(7)进行表征。

$$x_{i,j}^{Mh}=x_{i,j}+y_1\cdot(D_h-I_1x_{i,j}) \tag{7}$$

式中：$x_{i,j}^{Mh}$ 为雄性河马的位置；D_h 表示强势河马位置，即当前迭代中具有最佳函数值的河马位置；y_1 是在[0,1]范围内的随机数，而 I_1 为取值于[1,2]的离散随机整数。

未成熟的河马和雌性河马在搜索空间的位置由式(8)至式(10)计算。

$$\tau=\exp\left(-\frac{t}{T}\right) \tag{8}$$

$$x_{i,j}^{Fh}=\begin{cases}x_{i,j}+\boldsymbol{\alpha}\cdot(D_h-I_2M_i) & \tau\geqslant 0.6\\ \Xi & \text{其他}\end{cases} \tag{9}$$

$$\Xi=\begin{cases}x_{i,j}+\boldsymbol{\beta}\cdot(M_i-D_h) & \theta_1>0.5\\ b_{lj}+\theta_2\cdot(b_{uj}-b_{1j}) & \text{其他}\end{cases} \tag{10}$$

式中：τ 为选择概率；t 为当前迭代次数；T 为总迭代次数；$x_{i,j}^{Fh}$ 为雌性或未成熟河马在搜索空间的位置，即随机选择河马的平均值；$\boldsymbol{\alpha}$ 和 $\boldsymbol{\beta}$ 为随机向量；θ_1 和 θ_2 是在[0,1]范围内的随机数；Ξ 表示在种群附近或者已经脱离群体的未成熟河马的状态。

探索阶段 2 为河马防御捕食者，当河马遭遇捕食者攻击或者侵入其领地范围(解空间邻域)时，会触发防御反应，即快速转向威胁源等威慑行为。捕食者的位置由式(11)计算。

$$x_j^P=b_{1j}+\boldsymbol{\omega}(b_{uj}-b_{1j}) \tag{11}$$

式中：x_j^P 为捕食者的位置；$\boldsymbol{\omega}$ 为[0,1]之间的随机向量。

通过式(12)来模拟河马遇到捕食者的情景。

$$x_{i,j}^{HR}=\begin{cases}\boldsymbol{L}\oplus x_j^P+\dfrac{f}{c-d\times\cos(2\pi g)}\times\dfrac{1}{\boldsymbol{D}} & F_j^P<F_i\\ \boldsymbol{L}\oplus x_j^P+\dfrac{f}{c-d\times\cos(2\pi g)}\times\dfrac{1}{2\times\boldsymbol{D}+\boldsymbol{\omega}_1} & F_j^P\geqslant F_i\end{cases} \tag{12}$$

式中：$x_{i,j}^{HR}$ 为河马面向捕食者的位置；$\boldsymbol{L}$ 为服从 Levy 分布的随机向量；$\boldsymbol{D}=|x_j^P-x_{ij}|$ 为第 i 只河马与捕食者之间的距离；F_j^P 为河马防御阶段的目标值；F_i 为目标函数值；$\boldsymbol{\omega}_1$ 为 $1\times m$ 维的随机向量(m 是决策变量的个数)；f 为区间[2,4]的均匀随机数；c 为区间[1,1.5]的均匀随机数；d 为区间[2,3]的均匀随机数；g 为区间[−1,1]的均匀随机数。

2.2.3 逃避阶段

在面对群体性捕食者或防御行为失效时，河马会表现出逃避行为，具体表现为：个体迅速撤离当前区域，并向最近的湖泊或池塘等淡水水体迁移，找到一个接近其当前位置的安全位置。该行为可强化算法局部搜索能力。通过式(13)和式(14)计算河马找寻的新位置。

$$x_{i,j}^{H\varepsilon}=x_{i,j}+\lambda\cdot(b_{lj}^{local}+\partial\cdot(b_{uj}^{local}-b_{lj}^{local})) \tag{13}$$

$$\begin{cases}b_{lj}^{local}=\dfrac{b_{lj}}{t}\\ b_{uj}^{local}=\dfrac{b_{uj}}{t}\end{cases}\quad t=1,2,\cdots,T \tag{14}$$

式中：$x_{i,j}^{H\varepsilon}$ 为找到最近的安全地点而搜索的河马位置；b_{uj}^{local}、b_{lj}^{local} 为目前安全位置的上界、下界；λ 是区间为[0,1]的随机数；∂ 是一个服从正态分布的随机数。

算法对上述 3 个阶段进行 T 次迭代优化，每次迭代中找到函数目标值的当前最优解，当达到收敛阈值或者最大迭代次数 T 时，输出全局的最优解或者当前最优近似解，算法终止。

2.3 改进的 Stacking 集成模型

Stacking 模型最早由 Wolpert 提出，是一种基于多层结构的异质集成学习方法，通过组合多个基学习器构建高性能强学习模型。相较于单一模型，Stacking 模型具有更高的预测精度、良好的鲁棒性与更强的抗过拟合能力。Stacking 模型通常采用两

层核心结构,基模型层一般是由多个异质学习器组成,负责生成初始预测结果;元模型层则是基于基模型的输出进行二次训练,进一步提升模型泛化性能。Stacking 模型的性能关键在于基模型的预测多样性和个体准确度,二者共同决定了元模型的训练效果,进而决定集成模型的预测精度。然而,传统 Stacking 方法存在着较为显著的局限性,即平等对待所有基模型的预测结果,未对基学习器的贡献差异进行量化,忽略不同基学习器之间的性能优劣;直接采用原始预测作为元特征,易导致噪声传递或偏差累积,降低模型的泛化能力。

因此,针对上述问题,在传统 Stacking 框架的基础上引入了“预测加权”与“残差学习”两大机制,提出一种结合 HOA 优化算法的加权残差 Stacking 集成学习模型(HOA Residual Stacking,HOA-R-Stacking)。HOA-R-Stacking 集成模型的流程如图 3 所示。模型采用 Ridge、ET、XGBoost、LGBM、MLP 和 SVR 共 6 种异质结构的模型构造基学习层;首先在训练集上使用 5 折交叉验证法训练基学习器,生成初步预测结果;基于基学习层预测结果及误差,构建残差作为目标变量,再将残差作为元模型的输入特征,训练元学习器拟合基学习器未能捕捉到的信息。同时依据各基学习器的预测误差大小计算其融合权重,误差越小权重越大,实现“以优带劣”的融合策略。最终预测结果由加权基预测值与元模型残差预测校正项之和构成,计算公式见式(15)和式(16)。

$$w_i = E_{\mathrm{MAE}i}^{-1} \sum_{i=1}^{n} E_{\mathrm{MAE}i}^{-1},\ \sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \tag{15}$$

$$y_j = \sum_{i=1}^{n} w_i y_{ij}^{\mathrm{b}} + r_j^{\mathrm{m}} \tag{16}$$

式中:w_i 为第 i 个基学习器的权重;$E_{\mathrm{MAE}i}$ 为第 i 个基学习器的平均绝对误差;y_j 为模型对第 j 个数据点的最终预测结果;y_{ij}^{b} 为第 i 个基学习器对第 j 个数据点的预测值;r_j^{m} 为元模型对第 j 个数据点的残差校正项预测。

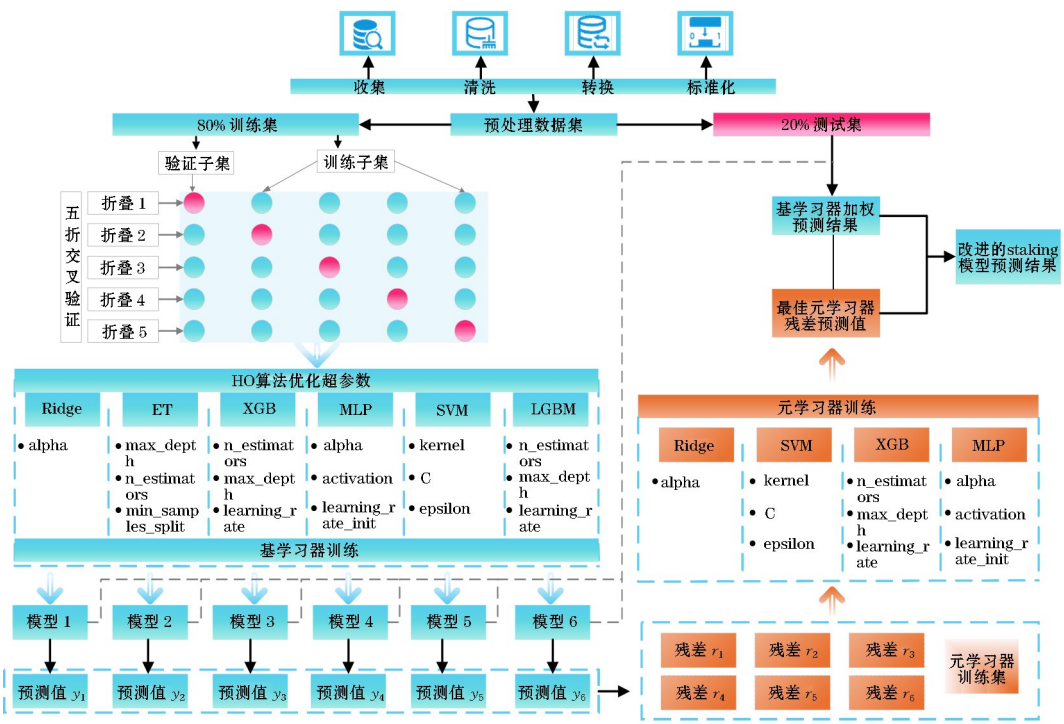


图 3 HOA-R-Stacking 模型工作流程

Fig.3 Workflow diagram of the HOA-R-Stacking model

3 结果与讨论

3.1 参数调优

基学习器的性能是决定 Stacking 集成模型预测效果的核心因素。为此,采用模拟河马行为的 HOA 算法,对基学习器的关键参数进行全面寻优,在超参数空间进行优化搜索。HOA 算法参数设置为:种群规模 20,最大迭代次数 50。为客观评估不

同参数组合的性能，本文采用 5 折交叉验证策略，以验证集的 E_{MAE} 指标作为最优参数筛选的依据。HOA 参数寻优后的模型参数见表 1。

表 1 基础学习器的部分参数优化范围和最佳取值

Table 1 Partial parameter optimization ranges and optimal values of base learners

模型	参数	搜索范围	取值
ET	n_estimators	[10,1 000]	500
	max_depth	[0,20]	10
XGB	n_estimators	[10,1 000]	500
	max_depth	[3,8]	5
LGBM	n_estimators	[100, 200]	200
	max_depth	[1, 10]	10
MLP	alpha	[0.001,1]	0.01
	activation	['relu', 'tanh']	'tanh'
SVR	C	[1,30]	15
Ridge	alpha	[0.01,100]	1.5

图 4 为各基学习器的 HOA 算法参数寻优迭代收敛曲线，展示了目标函数随迭代次数的逐步收敛趋势。由图 4 可知，HOA 算法具有以下特征：

(1) 前期快速收敛(<10 次迭代)，受益于群体智能的高效协作机制，各模型的迭代收敛曲线在前 10 次迭代中均呈现显著下降趋势，表明 HOA 算法能够快速定位潜在的最优解区域；

(2) 中期稳定优化(10～30 次迭代)，随着迭代进行，收敛速度逐渐放缓并保持平稳，体现算法的稳定性；

(3) 后期精准收敛(30～50 次迭代)，通过自适应调整搜索步长，有效平衡全局搜索与局部开发，最终均在 50 次迭代前收敛至最优参数组合。

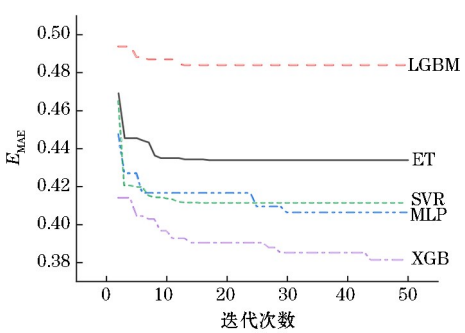


图 4 各模型迭代收敛曲线

Fig.4 Iterative convergence curves of different models

上述结果表明，HOA 算法具有高效的全局探索和精细的局部开发能力，在算法参数优化问题中展现出优越性能。

3.2 预测结果

3.2.1 单一模型的对比

基学习器完成超参数优化后，采用 5 折交叉验证方法在训练集上进行模型训练，并在独立测试集上评估各模型的预测性能，结果见表 2。结果表明，不同基学习器的预测性能存在显著差异，体现了基学习器在预测能力上的多样化。其中，LGBM 模型的 R^2 最高，达 0.887 0，其 E_{RMSE} 和 E_{MAE} 分别为 0.534 2与 0.364 3，误差控制能力最优。其次为 XGB 模型，R^2 达 0.876 6，性能稳定。相比之下，ET 和 Ridge 性能较差，R^2 分别为 0.812 0 和 0.769 9，反映出线性模型与单一决策树在多因素回归预测中的局限性。MLP 和 SVR 性能居中，但 MLP 的 E_{RMSE}(0.580 9)相比于 SVR(0.642 8)较低。总体而言，各基学习器的性能差异揭示了其各自的优势与局限性，为后续构建更具鲁棒性的集成模型提供了有力支持。

表 2 模型评价指标

Table 2 Model evaluation metrics

分类	模型	R^2	E_{RMSE}	E_{MAE}
单一模型	ET	0.812 0	0.688 8	0.478 2
	XGB	0.876 6	0.558 1	0.396 7
	LGBM	0.887 0	0.534 2	0.364 3
	MLP	0.866 3	0.580 9	0.443 6
	SVR	0.836 3	0.642 8	0.525 3
	Ridge	0.769 9	0.762 1	0.597 3
HOA-R-Stacking 算法	Meta_Ridge	0.941 9	0.369 6	0.240 1
	Meta_SVR	0.947 0	0.352 9	0.236 6
	Meta_MLP	0.943 3	0.365 1	0.238 5
	Meta_XGB	0.903 9	0.475 5	0.303 6
传统 Stacking 模型	普通平均	0.886 4	0.516 7	0.371 9
	加权平均	0.893 8	0.499 8	0.363 5

3.2.2 不同 HOA-R-Stacking 模型与单一模型对比

选取 4 种算法构建元学习器(以“Meta_算法名”表示)，通过横向性能对比确定最佳元学习器。由表 2 可知，Meta_SVR 的综合性能最优，与最优单模型 LGBM 相比，其 R^2 达 0.947 0，提高了 6.76%，E_{RMSE} 和 E_{MAE} 则分别下降了 33.94%和 35.05%，充分体现了其对残差特征的高适应性与出色的泛化能力。Meta_MLP 和 Meta_Ridge 性能次之，表现良好。相比之下，Meta_XGB 性能提升有限(R^2 = 0.903 9)，表明基于决策树的元学习器在二次集成

时易因过拟合导致测试集性能欠佳。综合来看，Meta_SVR 综合性能最优，对高维残差特征的适应性强，误差降低效果显著，因此被选为 HOA-R-Stacking 集成模型的最佳元学习器。

3.2.3 HOA-R-Stacking 与传统 Stacking 的对比

HOA-R-Stacking 模型预测性能显著优于传统 Stacking 方法。以最优元学习器 Meta_SVR 为例，其 R^2 较传统加权平均方式提升 5.95%，E_{RMSE} 降低了 29.39%。传统方法中，加权平均策略虽略优于普通平均策略(R^2 提升 0.83%)，但两者均仅通过线性组合基模型输出，无法挖掘基模型间的深层关系。HOA-R-Stacking 通过自适应权重融合与残差驱动的元学习结构，有效挖掘基模型之间的非线性互补特征，提升了集成模型的表达能力与整体预测性能。此外，Meta-MLP 的 E_{MAE} 较加权平均模型降低 34.39%，凸显其优异的误差控制稳定性，对实际工程应用中极端值的预测具有重要意义。

3.2.4 模型综合对比

图 5 为标准化泰勒图，用于综合评估模型预测性能，该图通过均方根误差(E_{RMSE})、相关系数(R^2)及标准差 3 个指标综合评估模型预测性能，直观展示模型预测值与实际观测值的差异。在标准化泰勒图中，模型坐标点与基准参照点(Reference Point，REF)的距离越近，表明预测性能越优。结果显示：LGBM 模型在 6 种单一模型中最接近 REF 点，综合预测性能最优。HOA-R-Stacking 模型均比单一模型更接近 REF 点，其中 Meta_SVR 模型距离 REF 点最近，表明该模型能更有效地拟合基学习器的残差校正项，显著提升 HOA-R-Stacking 模型的整体预测性能。该可视化结果清晰地展现了不同模型的性能优劣，为模型选择提供了直观依据。

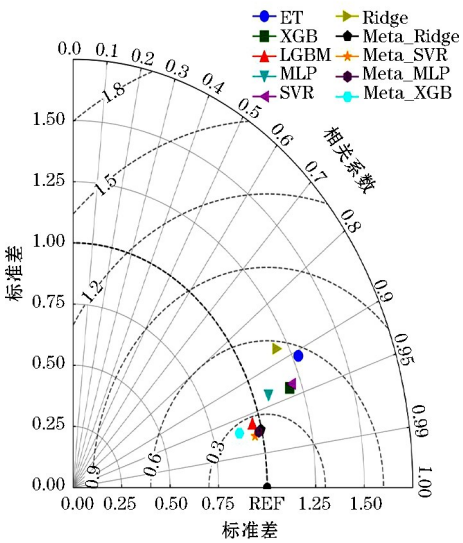
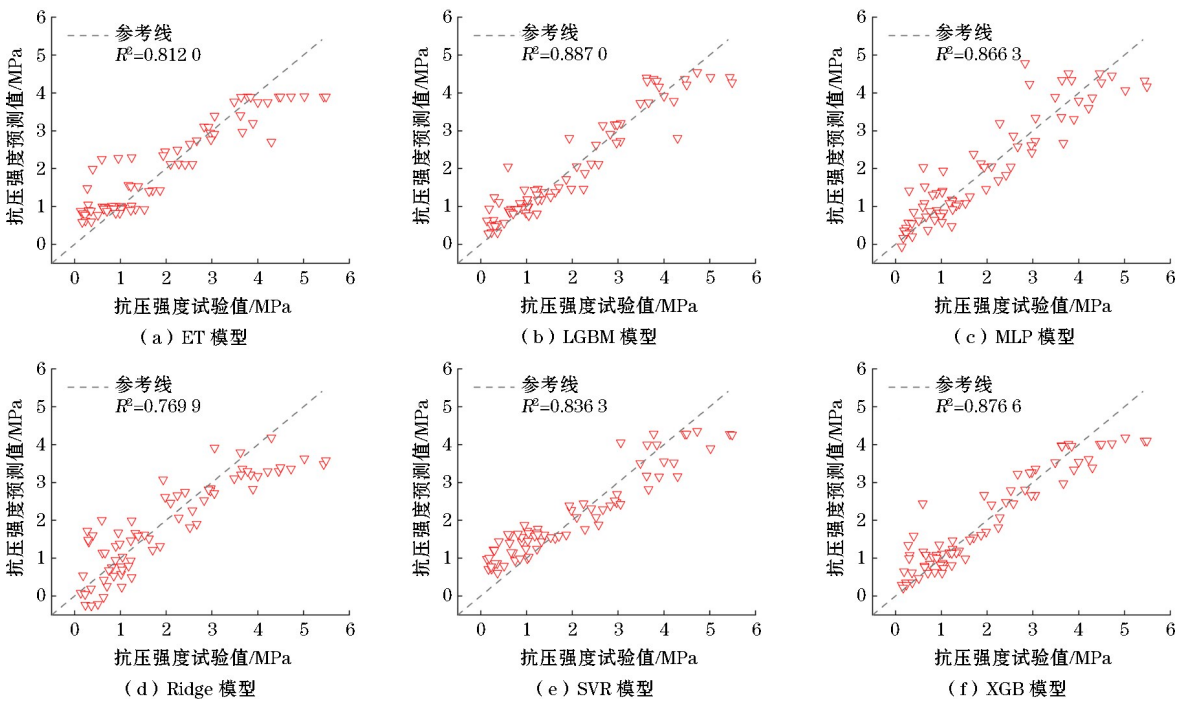
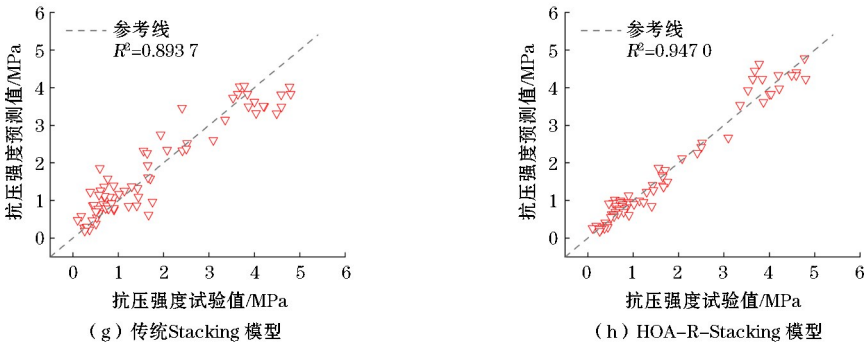


图 5 标准化泰勒图

Fig.5 Normalized Taylor diagram

图 6 直观展示了不同机器学习模型对 KRCTB 抗压强度的预测结果对比。横轴为试验实测的抗压强度值，纵轴为模型预测抗压强度值。图中灰色虚线为 $y=x$ 参考线，数据点越贴近该参考线，表示模型的预测准确性越高。





(g) 传统Stacking 模型　　(h) HOA-R-Stacking 模型

图 6　不同模型预测结果

Fig.6　Comparison of prediction results of different models

由图 6 可知,各模型在不同强度区间的拟合表现出明显差异:LGBM 和 MLP 模型在高强度区间的预测值偏高,数据点分布较为分散,如图 6(b)和图 6(c)所示。ET 和 Ridge 模型在低强度区间的预测效果较差,数据点偏离对角线程度较大,如图 6(a)和图 6(d)所示。传统 Stacking 模型的预测结果整体离散度较高,见图 6(g)。如图 6(h)所示,HOA-R-Stacking 模型通过整合不同基学习器的优势,在高、低强度区间均表现出优异的拟合效果,数据点紧密分布在对角线两侧,综合预测性能最优。

3.3　模型可解释性分析

SHAP 值作为一种经典的模型可解释性量化工具,可以用于解释 HOA-R-Stacking 模型中性能最优的 Meta_SVR 模型的预测结果。其绝对值大小表征输入变量对 FRCTB 抗压强度的贡献度。图 7 为各输入特征平均绝对 SHAP 值的分布情况。

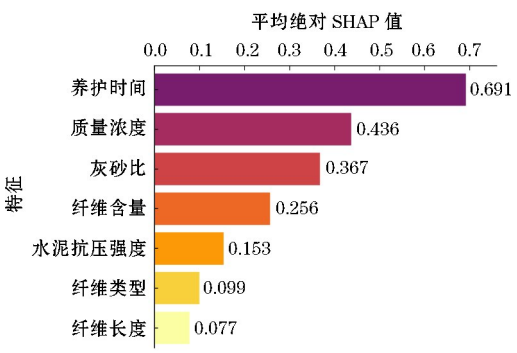


图 7　输入变量平均绝对 SHAP 值

Fig.7　Mean absolute SHAP values of input variables

由图 7 可知,养护时间是影响 FRCTB 抗压强度的核心因素,对模型预测的贡献显著高于其他因素。料浆质量浓度为第二重要因素,直接影响充填体结构密实度与均匀性。灰砂比位列第三,通过调控骨料与浆体的配比,可进一步改善界面结构。值得注意的是,纤维含量在各因素中排名第四,显示出其在增强 FRCTB 抗压强度方面亦具有不可忽视的作用。纤维长度和类型的影响较小,表明纤维几何特征对 FRCTB 抗压强度的贡献有限。综上所述,可解释性分析表明,HOA 模型的内在预测逻辑与工程实践经验高度吻合,预测结果具有较高的可靠性和合理性,进一步验证了模型的有效性。

4　结论

(1) 本研究采用 HOA 优化算法,通过 5 折交叉验证方法,以 E_{MAE} 为优化目标,对基学习器进行超参数寻优,得到各基学习器的最优参数组合。迭代收敛曲线表明,HOA 算法在迭代初始阶段具有显著的快速收敛特征,可快速锁定潜在的优解区域;在随后的迭代过程中,算法收敛过程平稳,表现出良好的局部搜索精度。这表明 HOA 算法在全局探索和局部开发方面均具备较强能力,适用于复杂预测模型的超参数优化任务。

(2) 对比 6 种单一模型对 FRCTB 的抗压强度的预测结果可知,ET、XGB、LGBM、MLP、SVR 和 Ridge 的 R^2 分别为 0.812 0、0.876 6、0.887 0、0.866 3、0.836 3 和 0.769 9。LGBM 模型在单一模型中综合表现最优。

(3) 本文构建基于 HOA 优化算法的加权残差 Stacking 集成学习模型,用于 FRCTB 的抗压强度预测。预测结果表明,所有 HOA-R-Stacking 模型均显著优于单一模型,Meta_Ridge、Meta_SVR、Meta_MLP 和 Meta_XGB 的 R^2 分别为 0.941 9、0.947 0、0.943 3 和 0.903 9。基于 SVR 的 HOA-R-Stacking 表现最为突出,其 R^2 较最优单一模型

LGBM($R^2=0.887\ 0$)提升 6.76%,E_{RMSE}和 E_{MA}分别降低 33.94%和 35.05%。与传统 Stacking 模型相比,HOA-R-Stacking 模型的 E_{MAE}和 E_{RMSE}分别降低 34.39%和 29.39%,验证了该模型应用于 FRCTB 抗压强度预测的可行性和优越性,可为此类问题的解决提供方法参考。

(4) 模型可解释性分析结果表明,养护时间、料浆质量浓度、灰砂比和纤维含量是影响 FRCTB 抗压强度的关键因素。其中,纤维含量的影响显著高于纤维类型和纤维长度等参数。HOA-R-Stacking 模型的内在预测逻辑与工程实践经验较为吻合,表明预测结果具有较高的合理性与可靠性,进一步验证了模型的有效性。

参考文献(References):

[1] 袁海平,王昱博.基于连续-离散耦合方法的小间距深埋硐室合理间距研究[J].矿业研究与开发,2021,41(8):16-21.
Yuan Haiping, Wang Yubo. Research on reasonable spacing of small spacing deep-buried chamber based on continuous-discrete coupled method [J]. Mining Research and Development,2021,41(8):16-21.

[2] 汪亦显,单生彪,曹平,等.软岩开挖卸荷变形及支护效果的数值模拟[J].合肥工业大学学报(自然科学版),2017,40(12):1643-1648.
Wang Yixian, Shan Shengbiao, Cao Ping, et al. Numerical simulation on unloading deformation and supporting effect of soft rock excavation [J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science),2017,40(12):1643-1648.

[3] Li Hengzhe, Yuan Haiping, Zuo Xiaohan, et al. Numerical study on the tensile properties of a cylindrical specimen with chopped basalt fibre thermosetting resin matrix composites [J]. Composites and Advanced Materials,2024,33:1-23.

[4] 侯永强,尹升华,赵国亮,等.聚丙烯纤维增强尾砂胶结充填体力学及流动性能研究[J].材料导报,2021,35(19):19030-19035.
Hou Yongqiang, Yin Shenghua, Zhao Guoliang, et al. Study on the mechanical and flow properties of polypropylene fiber reinforced cemented tailings backfill[J]. Materials Reports,2021,35(19):19030-19035.

[5] Chen Rongsen, Zhang Yaoping. Mechanicalproperties and energy damage evolution mechanism of basalt fiber-modified tailing sand cementation and filling body mechanics [J]. Buildings,2024,14(6):1851.

[6] 崔秀丽,刘庆,李广洲.聚丙烯纤维对水泥基充填复合材料强度性能及破坏形态的影响[J].矿业研究与开发,2022,42(8):119-124.
Cui Xiuli, Liu Qing, Li Guangzhou. Study of strength properties and damage morphology of polypropylene fibers on cement-based composite filling materials [J]. Mining Research and Development,2022,42(8):119-124.

[7] 任海锋,宋卫东,丁明龙,等.尾砂胶结充填体强度影响因素正交分析[J].现代矿业,2014,30(12):152-155.
Ren Haifeng, Song Weidong, Ding Minglong, et al. Orthogonal analysis of the strength influence factors of the backfilling consolidated filling body [J]. Modern Mining, 2014,30(12):152-155.

[8] Xu Wenbing, Tian Xichun, Cao Peiwang. Assessment of hydration process and mechanical properties of cemented paste backfill by electrical resistivity measurement [J]. Nondestructive Testing and Evaluation, 2018, 33 (2): 198-212.

[9] Ercikdi Bayram, Tekin Yılmaz, Gokhan Külekci. Strength and ultrasonic properties of cemented paste backfill [J]. Ultrasonics,2014,54(1):195-204.

[10] Xue Gaili, Erol Yilmaz. Strength, acoustic, and fractal behavior of fiber reinforced cemented tailings backfill subjected to triaxial compression loads[J]. Construction and Building Materials,2022,338:127667.

[11] Qi Chongchong, Fourie Andy, Chen Qiusong. Neural network and particle swarm optimization for predicting the unconfined compressive strength of cemented paste backfill [J]. Construction and Building Materials, 2018, 159: 473-478.

[12] Qi Chongchong, Fourie Andy, Chen Qiusong, et al. A strength prediction model using artificial intelligence for recycling waste tailings as cemented paste backfill [J]. Journal of Cleaner Production,2018,183:566-578.

[13] Yang Yongquan, Lv Haijun, Chen Ning. A survey on ensemble learning under the era of deep learning [J]. Artificial Intelligence Review,2023,56(6):5545-5589.

[14] 肖全茂.掺改性稻秆纤维胶结锂云母尾砂充填体动静力学性能研究[D].赣州:江西理工大学,2024.
Xiao Quanmao. Study on the dynamic and static mechanical properties of cemented lithium mica tailings backfill with modified rice straw fiber incorporation [D]. Ganzhou: Jiangxi University of Science and Technology,2024.

[15] Li Enming, Zhou Jian, Shi Xiuzhi, et al. Developing a hybrid model of salp swarm algorithm-based support vector machine to predict the strength of fiber-reinforced cemented paste backfill[J]. Engineering with Computers, 2021, 37: 3519-3540.

[16] Chen Xin, Shi Xiuzhi, Zhou Jian, et al. Compressive behavior and microstructural properties of tailings polypropylene fibre-reinforced cemented paste backfill[J]. Construction and Building Materials,2018,190:211-221.

[17] 王礼晖.外加聚丙烯纤维对锂渣胶结充填体性能研究[D].赣州:江西理工大学,2024.

Wang Lihui. Study on the performance of lithium slag cemented backfill with added polypropylene fiber [D]. Ganzhou: Jiangxi University of Science and Technology, 2024.

[18] 徐文彬,李乾龙,田明明.聚丙烯纤维加筋固化尾砂强度及变形特性[J].工程科学学报,2019,41(12):1618-1626.
Xu Wenbin, Li Qianlong, Tian Mingming. Strength and deformation properties of polypropylene fiber-reinforced cemented tailings backfill [J]. Chinese Journal of Engineering,2019,41(12):1618-1626.

[19] Yi Xiawei, Ma Guowei, Fourie Andy. Compressive behaviour of fibre-reinforced cemented paste backfill [J]. Geotextiles and Geomembranes,2015,43(3):207-215.

[20] Wang Jie, Yu Qinjun, Xiang Zhouzhi, et al. Influence of basalt fiber on pore structure, mechanical performance and damage evolution of cemented tailings backfill[J]. Journal of Materials Research and Technology,2023,27:5227-5242.

[21] Liu Wei, Yin Shenghua, Hou Yongqiang, et al. Study on mechanical and flow properties of cemented sulfur tailings backfill considering the influence of fiber type, fiber content and addition method[J]. Minerals,2023,13(8):1105.

[22] Geurts Pierre, Ernst Damien, Wehenkel Louis. Extremely randomized trees[J]. Machine Learning,2006,63:3-42.

[23] Chen Tianqi, Guestrin Carlos. Xgboost: ascalable tree boosting system [C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining,2016:785-794.

[24] Ke Guolin, Meng Qi, Finley Thomas, et al. Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree[J]. Advances in Neural Information Processing Systems,2017,30.

[25] Amiri Mohammad Hussein, Mehrabi Hashjin Nastaran, Montazeri Mohsen, et al. Hippopotamus optimization algorithm: a novel nature-inspired optimization algorithm [J]. Scientific Reports,2024,14(1):5032.