某金矿超细全尾砂纤维充填体强度特征及预测研究*

郑发萍[1],周宗红[2],慕慧文[2],刘剑[2],侯廷凯[2]

(1.昆明理工大学 公共安全与应急管理学院, 云南 昆明 654093;
2.昆明理工大学 国土资源工程学院, 云南 昆明 654093)

摘要:某金矿存在超细全尾砂充填体单轴抗压强度无法满足采场充填要求的问题。为提高充填体强度,以钢纤维、聚丙烯纤维、钢纤维与聚丙烯混合纤维作为充填体强度增强材料进行试验,并系统分析充填体纤维种类和掺量及养护龄期对充填体强度的影响。基于试验数据,提出一种融合了高斯过程回归(GPR)与沙普利可加性解释法(SHAP)的充填体强度预测模型。研究结果表明:钢纤维和聚丙烯纤维均能有效增强充填体强度,相较无纤维空白对照组,纤维掺量为0.3%时,各纤维体系均表现出最佳的强度提升效果,且纤维掺量与强度之间呈现典型的"低掺促进、高掺抑制"非线性关系。此外,所建立的强度预测模型展现出优异的预测性能,强度预测平均误差控制在10%以内;SHAP分析能够精准量化纤维类型、掺量和养护龄期对充填体强度的影响程度大小。研究成果为纤维改性充填体的配比设计提供了量化依据,有利于推动矿山充填工程的智能化发展。

关键词:超细全尾砂;纤维增强;强度特征;高斯回归过程;SHAP解释模型

中图分类号:TD853.34 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-2763(2026)08-0096-09

Research on Strength Characteristics and Prediction of Ultra-Fine Unclassified Tailings Fiber-Filled Backfill in a Gold Mine

Zheng Faping[1], *Zhou Zonghong*[2], *Mu Huiwen*[2], *Liu Jian*[2], *Hou Tingkai*[2]

(1.Faculty of Public Safety and Emergency Management, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 654093, China;
2.Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 654093, China)

Abstract: In a gold mine, the uniaxial compressive strength of ultra-fine unclassified tailings backfill cannot satisfy the requirements of stope filling. To improve the backfill strength, steel fibers, polypropylene fibers and steel-polypropylene hybrid fibers were adopted as reinforcement materials for backfill, and the effects of fiber type, fiber dosage and curing age on the backfill strength were systematically analyzed. Based on the test data, a prediction model for backfill strength integrating Gaussian Process Regression (GPR) and Shapley Additive Explanations (SHAP) was proposed. The research results show that both steel fibers and polypropylene fibers can effectively enhance the backfill strength. Compared with the fiber-free blank control group, all fiber systems achieve the optimal strength enhancement at a fiber dosage of 0.3%. A typical nonlinear relationship of "promotion at low dosage and inhibition at high dosage" exists between fiber dosage and backfill strength. In addition, the established strength prediction model exhibits excellent prediction performance, and the average relative error of strength prediction is controlled within 10%. The SHAP analysis can accurately quantify the influence degree of fiber type, fiber dosage and curing age to backfill strength. The research results provide a quantitative basis for the mix proportion design of fiber-modified backfill and help promote the intelligent development of mine backfilling engineering.

Key words: Ultra-fine unclassified tailings, Fiber reinforcement, Strength characteristic, Gaussian Process Regression, SHAP interpretation model

0 引言

在金属矿山深部开采快速发展与绿色矿山建设的双重驱动下,超细尾砂胶结充填技术凭借其废弃物资源化利用与采场稳定性控制的双重优势,成为现代矿山工程领域的研究热点[1-3]。然而,超细尾砂

* **收稿日期**:2025-07-21
基金项目:国家自然科学基金资助项目(52264019)
作者简介:郑发萍(2000—),女,四川会理人,硕士研究生,研究方向为矿山安全和岩石力学。E-mail:zfp121800@163.com
通信作者:周宗红(1967—),男,安徽宿州人,教授,博士生导师,主要从事采矿方法与岩石力学研究。E-mail:zhou20051001@163.com

的细颗粒含量高、比表面积大、渗透性差,导致其胶结充填体难以达到矿山支护所需的强度[4]。传统提升充填体强度的方法,如增加水泥用量,不仅会导致充填成本显著上升,甚至会因水化热过高引发充填体开裂,进一步削弱其力学性能。

当前,纤维作为新型增强材料,通过桥接裂缝、抑制微裂纹扩展及优化应力分布,可以增强充填体强度。赵康等[5]研究表明,以水泥基材料为主的传统胶结充填体在外力作用下呈现典型的脆性破坏特征,而纤维的掺入可显著增强其抗压强度与破坏后的残余强度,有效改善材料延性。熊艳碧等[6]通过在尾砂胶结充填体中添加不同量的钢纤维进行试验,研究发现,在适宜的掺量范围内,随着钢纤维掺量的增加与养护龄期的延长,充填体单轴抗压强度呈显著增长趋势,钢纤维较大程度上约束了充填体裂隙的扩展。杨晓炳等[7]研究证实,聚丙烯纤维的加入不仅能提升充填体抗压强度,而且随着纤维掺量的增加,充填体破坏特征由脆性向延性转变。在胶结充填开采中,充填材料力学性能直接影响岩层控制效果,工程中一般用胶结充填体的单轴抗压强度衡量充填材料的力学性能[8]。

高效精准地预测充填体单轴抗压强度,有利于降低试验成本,提高充填材料试验效率,缩短试验周期。传统的充填体强度测定方法(如经验公式推导[9]、室内试验测定[10]及数值模拟分析[11]等),在复杂工况下量化多因素耦合效应时存在显著不足,难以动态适配多源异构数据的交互影响。相比之下,机器学习算法整合材料微观参数、环境因素等多源数据,构建多耦合预测模型,借助自适应学习机制适配不同工程场景的差异,能为充填体配合比优化和质量控制提供精准决策支持。吴炜等[12]基于试验数据建立充填体强度 ANN-PSO 预测模型,结合强度折减系数,预测出矿山开采期间 160 多条进路充填体的强度值,该模型的应用大幅减少了物理试验量,节约了试验成本和时间。Wang Qiang 等[13]采用萤火虫算法(FA)调优随机森林(RF),用于胶结尾砂充填体抗压强度预测,该算法克服了传统经验公式的缺点,推动充填工程从经验设计转向数据驱动设计。

尽管前人对纤维增强充填体力学性能及强度预测开展了大量研究,但仍存在以下不足:纤维增强充填体力学性能的试验研究主要集中于单一纤维对充填体力学性能的改良作用,缺乏在相同试验条件下对不同纤维种类的系统性对比,这导致难以精准量化各类纤维对充填体强度增强的差异化效应。此外,由于矿山充填体强度的试验研究受运输成本高、试验周期长等因素限制,试验数据呈现典型的少样本特征,且样本具有非线性显著、多因素耦合复杂等特点,传统机器学习模型在处理这类问题时,难以满足预测精度需求。而高斯过程回归模型不依赖特定的函数形式,不仅能实现小样本充填体强度的高精度预测,还为多因素耦合下的强度分析提供科学可解释性[14]。

基于此,本文通过向某金矿超细全尾砂胶结充填体中添加钢纤维、聚丙烯纤维、钢-聚丙烯混合纤维,系统探究了纤维类型、掺量及养护龄期对充填体强度的影响规律。针对充填体强度试验结果少样本特征、非线性显著及预测中多因素耦合等复杂问题,本研究引入高斯过程回归(Gaussian Process Regression,GPR)模型;同时,针对模型预测过程出现的“黑盒”性质,引入沙普利可加性解释法(SHapley Additive exPlanations,SHAP)模型,通过量化分析各输入特征对预测结果的贡献度,系统评估各输入特征的相对重要性,从而有效提升模型的可解释性。最后,为全面评估模型性能,选取反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network,BPNN)、随机森林(Random Forest,RF)及支持向量回归(Support Vector Regression,SVR)模型进行对比分析。研究成果有助于深入理解纤维对充填体强度的影响机制,为提高充填体性能提供了理论支持和技术指导。

1 试验材料与方案设计

1.1 试验材料

本文选取某金矿的超细全尾砂作为骨料,该尾砂含水率为 0.55%,尾砂密实度、堆积密度、松散孔隙率、密实孔隙率分别为 1.712 g/cm^3、2.033 g/cm^3、36.96%、24.70%。试验尾砂的粒径分布如图 1 所示,尾砂不均系数 C_u 为 8.77,尾砂曲率 C_c 为 2.77。该尾砂的颗粒大小分布范围较广,且粗细颗粒过渡均匀,尾砂级配良好且连续。试验所用胶凝材料为普通硅酸盐水泥,拌合水为实验室自来水,充填体强度增强材料选用长度为 12 mm 的钢纤维和聚丙烯纤维,钢纤维、聚丙烯纤维的直径分别为 0.22 mm、0.013 8 mm。

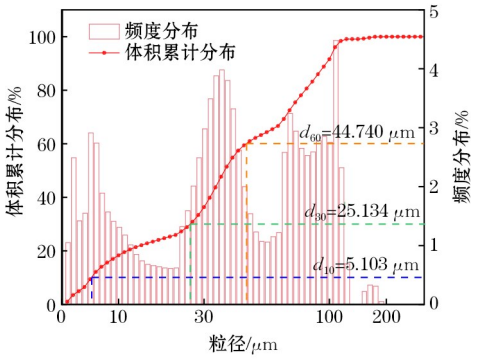


图 1 超细全尾砂的粒径分布

Fig.1 Particle size distribution of ultra-fine full tailings

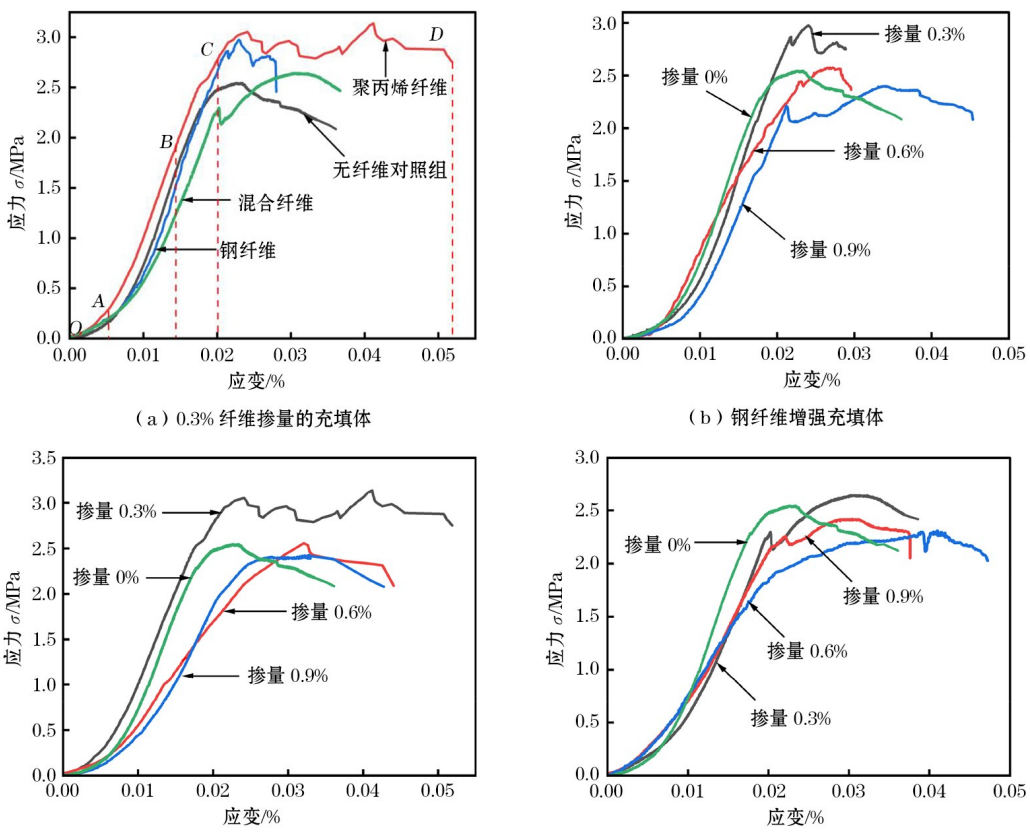
1.2 试验方案

试验采用全因子设计,考虑到尾砂的水含量会影响充填料浆质量浓度,试验前,将其置于温度为(105±5) ℃的恒温干燥箱中烘干至恒重。所有试样的灰砂比均为 1∶3,料浆质量浓度均为 62%,设置无纤维空白对照组、钢纤维、聚丙烯纤维及二者混合纤维共 4 类充填体试样,单一纤维掺量(质量分数)为 0.3%、0.6%、0.9%,混合纤维中每种纤维掺量(质量分数)为 0.15%、0.3%、0.45%。制样时采用湿混法,即将尾砂与水泥预混后加水搅拌 5 min,再加入纤维搅拌 5 min,随后浇筑至 70.7 mm×70.7 mm×70.7 mm 的三联模具,并振捣密实、抹平。本文共设置 30 组力学试验,每组浇筑 4 块试样。试样室内养护 48 h 后脱模,按纤维类型、掺量编号及养护龄期进行编号后置于养护箱,在温度为(20±1) ℃、湿度为 95%条件下,分别养护 3 d、7 d、28 d。养护期满后,采用 TAW-2000D 单轴压缩变形试验系统对试样进行强度测试,记录每组试样的测试结果并取平均值。

2 试验结果分析

2.1 应力特征

各类型纤维不同掺量充填体养护 28 d 后的应力-应变曲线如图 2 所示。从图 2 可以看出,充填体变形破坏大致经历 4 个阶段:初始压密阶段(OA)、线弹性阶段(AB)、塑性屈服阶段(BC)、峰后破坏阶段(CD)。



(a) 0.3% 纤维掺量的充填体

(b) 钢纤维增强充填体

(c) 聚丙烯纤维增强充填体

(d) 混合纤维增强充填体

图 2 各类型纤维不同掺量充填体养护 28 d 后的应力-应变曲线

Fig.2 Stress-strain curves of backfill with different fiber types and various fiber dosages after 28 days of curing

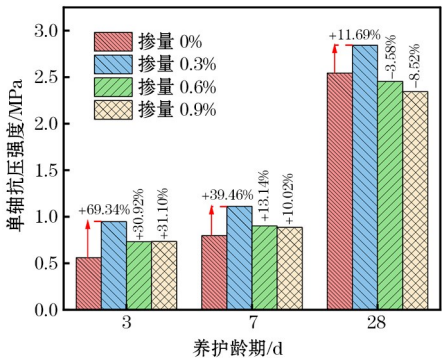
由图 2(a)可以看出。在初始压密阶段(*OA* 段),掺加纤维后,充填体应变均小于无纤维对照组,说明适量掺入纤维可以提高充填体的密实度;进入线弹性阶段(*AB* 段),应力-应变曲线接近直线,该线段的斜率代表材料的弹性模量,斜率越大,表明材料越不易发生弹性变形。与无纤维对照组相比,单掺纤维试样在此阶段的曲线斜率显著增大,其中聚丙烯纤维充填体的斜率最大,钢纤维充填体次之,而混合纤维充填体的斜率明显低于无纤维对照组,可见单一纤维的掺入能有效提高充填体强度;在塑性屈服阶段(*BC* 段),试样变形由弹性变形过渡为塑性变形,此阶段应力达到峰值,且聚丙烯纤维充填体的峰值应力最高。纤维充填体在达到峰值应力后,曲线先下降再回升并超过峰值应力,这表明纤维的掺入能延缓充填体的破坏进程,增强充填体的抗变形破坏能力。

由图 2(b)至图 2(d)可以看出,随着掺量的增加,应力-应变曲线呈现出相似的变化规律:压密阶段的曲线随着纤维掺量的增加显著延长;线弹性阶段的斜率逐渐减小;3 种纤维在各掺量下的充填体残余强度均高于空白对照组,这表明纤维在材料破坏后仍能提供一定的应力传递作用;但随着纤维掺量的增加,各纤维对应的曲线峰值和抗压延性均有所降低。

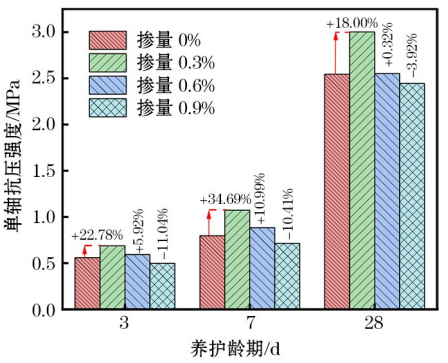
2.2 纤维类型及掺量对充填体强度的影响

2.2.1 纤维类型对充填体强度的影响

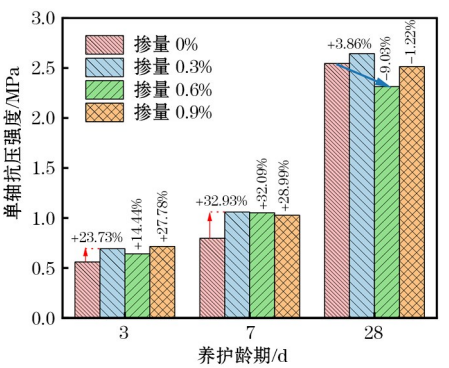
图 3 为 3 种纤维类型的充填体在养护不同时间后其抗压强度与纤维掺量的关系曲线,相对于无纤维空白对照组,纤维掺量为 0.3%时,钢纤维、聚丙烯纤维、混合纤维充填体强度均显著提升。早期养护阶段(3 d、7 d),各类型充填体强度表现为:钢纤维充填体>聚丙烯纤维充填体>混合纤维充填体>无纤维对照组充填体,养护 3 d 后,钢纤维、聚丙烯纤维、混合纤维相较于无纤维对照组充填体强度分别提升了 69.34%、22.78%、23.73%;养护 7 d 后,钢纤维、聚丙烯纤维、混合纤维充填体相对无纤维对照组充填体强度分别提升了 39.46%、34.69%、32.93%,其中,钢纤维充填体强度早期提升的尤为突出;养护 28 d 后,充填体强度排序为:聚丙烯纤维充填体>钢纤维充填体>混合纤维充填体>无纤维对照组充填体,钢纤维、聚丙烯纤维、混合纤维充填体相较于无纤维对照组充填体强度分别提升了 11.69%、18.00%、3.86%,在此阶段聚丙烯纤维充填体的强度优势凸显,而混合纤维因不同纤维界面过渡区存在差异,导致混合纤维充填体的强度低于单一纤维充填体的强度。



(a) 钢纤维充填体



(b) 聚丙烯纤维充填体



(c) 混合纤维充填体

图 3 3 种纤维不同掺量下的充填体强度随养护龄期的变化

Fig.3 The variation of backfill strength with curing age under different dosages of three types of fibers

2.2.2 纤维掺量对充填体强度的影响

图 3(a)中钢纤维掺量为 0.3%时,充填体抗压强度的提升效果最为显著,与无纤维对照组相比,3 d、7 d、28 d 抗压强度分别提高了 69.34%、39.46%、11.69%,在 3~7 d 的早期养护阶段,0.3%、0.6%、0.9%掺量的钢纤维使充填体强度分别平均提升了 54.40%、22.03%、20.56%,随着掺量的增加,充填体

强度提升幅度逐渐减小,而当养护龄期达到 28 d 时,0.6%和 0.9%掺量的钢纤维充填体强度较空白对照组分别降低了 3.58%和 8.52%。

由图 3(b)可知,聚丙烯纤维掺量为 0.3%时,纤维对充填体强度的提升作用最佳,在 3 d、7 d、28 d 三个养护龄期,相对无纤维对照组分别提升了 22.78%、34.69%、18.00%,呈现先增加后缓慢降低的趋势。养护 28 d 后,0.3%和 0.6%纤维掺量的充填体强度相对空白对照组提高了 18.00%和 0.32%,0.9%纤维掺量的充填体强度降低了 3.92%,因此聚丙烯纤维掺量的临界值为 0.6%。

由图 3(c)可知,混合纤维在总体上对充填体强度的提升作用不佳,在 7 d 养护龄期下,与空白对照组相比,3 种掺量充填体强度分别提高了 32.93%、32.09%、28.99%,在养护 28 d 后,掺量 0.6%及 0.9%的混合纤维对充填体强度仅有轻微的抑制作用。

3 基于高斯过程回归(GPR)的充填体强度预测

某金矿的开采方法已由无底柱分段崩落法转为充填法,由于矿石的 Au 品位较高,为尽快回收资源,亟须采用不同强度的充填体进行充填作业。目前主要通过室内试验获得充填体单轴抗压强度,但这种试验方法周期长、成本高,因此,提出一种科学、高效、简单的强度预测方法具有显著的工程意义[15-16]。

3.1 GPR 的基本原理

高斯过程是定义在连续域上的无限多个随机变量构成的集合,其中任何有限个随机变量都服从联合高斯分布[17]。将充填体单轴抗压强度 $f(x)$视为高斯过程的实现,其中 x 为输入特征(纤维类型、纤维掺量、养护龄期等),对于文本类型的分类变量(如纤维类型),需预先将其转换为数值型向量后再输入模型。假定目标变量的先验分布为高斯形式,模型由均值函数 $m(x)$和协方差函数 $k(x,x')$确定[18-19],见式(1)、式(2)、式(3)。

$$f(x)\sim GP(m(x),k(x,x')) \tag{1}$$

$$m(x)=E[f(x)] \tag{2}$$

$$k(x,x')=E[(f(x)-m(x))(f(x')-m(x'))] \tag{3}$$

式中:x、x'表示任意随机变量;$f(x)$为未知函数值;$E[f(x)]$表示 $f(x)$的期望值;$GP(\cdot)$表示高斯过程分布。

3.2 模型构建过程

(1) 数据集划分,通过试验获得 100 组数据,为避免过度拟合,将数据按 8∶2 的比例划分为训练集(80 组)和预测集(20 组),训练集用于模型的调试和优化,预测集用于验证模型的准确性。

(2) 选择核函数,本文采用复合核函数,即平方指数核+白噪声核来分别捕捉配比参数与强度间的非线性关系、处理试验测量误差及筛选关键因素;利用最大化边缘对数似然函数自动优化核函数超参数,在保证充填体强度预测精度的同时量化不确定性,实现模型复杂度与物理可解释性的最优平衡。

(3) 模型训练与评估,借助 5 折交叉验证,确保模型的泛化性,采用均方根误差(*RMSE*)、平均绝对值误差(*MAE*)、决定性系数 R^2、平均绝对百分比误差(*MAPE*)作为模型的评价指标。

(4) 机器学习的模型可解释性,引入 SHAP 解释强度预测结果,量化每一个输入特征对充填体强度的影响程度。

引入 SHAP 解释强度预测结果的核心是基于博弈论计算每个输入变量(特征)对最终预测的贡献,从而解释输入特征与输出结果之间的关系[20],在本研究中,SHAP 方法被用作 GPR 模型的事后可解释性方法,假设模型预测 $f'(x)$基于单个输入变量 x,应用加法特征归因方法预测 $f'(x)$可以表示为:

$$f'(x)=g(x')=\varphi_0+\sum_{i=1}^{M}\varphi_j x'_i \tag{4}$$

式中:$g(x')$为 SHAP 事后解释模型预测值;$f'(x)$为机器学习算法预测值;x 表示输入特征;φ_0 为该机器学习算法在训练集上预测值的均值;φ_j 为特征 x_i 对最终预测值的贡献值;i 为输入特征的个数;M 表示输入特征总数[21]。

3.3 多模型强度预测

为进一步验证高斯过程回归预测在处理小样本数据中的优越性,选取经典的充填体强度预测模型反向传播神经网络(BPNN)、支持向量回归(SVR)、随机森林(RF)开展对比研究。各模型的 *RMSE*、*MAE*、*MAPE*、R^2 值见表 1,GPR 模型 R^2 高达 97.5%,预测集的 *RMSE*、*MAE* 及 *MAPE* 分别为 0.109 MPa、0.087 MPa、8.421%,4 项指标均显著优于其他 3 种对比模型,充分印证了高斯过程回归预测在小样本数据场景下的优越性。

各模型的预测值及误差值见表 2。由表 2 可知,GPR 模型的预测误差在 1.24%～22.99%之间,平均误差为 8.45%;RF 模型预测误差在 2.11%～59.32%之间,平均误差为 21.86%;BPNN 模型预测误差在 0.00%～83.58%之间,平均误差为 17.93%;SVR 模型预测误差在 1.15%～46.27%之间,平均误差为 19.42%。相较于其他 3 种模型,GPR 模型的预测误差范围更窄,平均相对误差更低,表明其在充填体强度预测中具有更高的准确性和稳定性,具有良好的工程适用性。

表 1 各模型预测结果的评价指标

Table 1 Evaluation indexes of prediction results of each model

模型	R^2	*RMSE*/MPa	*MAE*/MPa	*MAPE*/%
GPR	0.975	0.109	0.087	8.412 0
BPNN	0.889	0.219	0.161	18.082 0
SVR	0.911	0.234	0.192	25.702 3
RF	0.866	0.252	0.207	21.839 0

表 2 各模型预测值及相对误差的对比

Table 2 Comparison of predicted values and relative errors of each model

试验编号	试验强度/MPa	GPR 模型		RF 模型		BPNN 模型		SVR 模型	
		预测强度/MPa	相对误差/%	预测强度/MPa	相对误差/%	预测强度/MPa	相对误差/%	预测强度/MPa	相对误差/%
A-3-3	0.67	0.66	1.49	0.93	38.81	0.11	83.58	0.80	19.40
A-3-7	1.08	0.98	9.26	0.99	8.33	0.99	8.33	0.97	10.19
A-3-7	0.95	1.07	12.63	1.03	8.42	1.26	32.63	1.24	30.53
A-6-28	2.52	2.47	1.98	2.13	15.48	2.52	0.00	2.08	17.46
A-9-28	2.23	2.47	10.76	2.13	4.48	2.52	13.00	2.08	6.73
B-3-7	0.95	0.75	21.05	0.97	2.11	0.96	1.05	1.08	13.68
B-3-3	0.93	0.75	19.35	0.97	4.30	0.96	3.23	1.08	16.13
B-9-7	0.87	1.07	22.99	1.03	18.39	1.26	44.83	1.24	42.53
B-6-3	0.63	0.64	1.59	0.94	49.21	0.54	14.29	0.78	23.81
B-3-7	1.07	0.98	8.41	0.99	7.48	0.99	7.48	0.97	9.35
B-6-7	0.67	0.60	10.45	0.98	46.27	0.91	35.82	0.98	46.27
B-9-7	0.87	0.82	5.75	0.97	11.49	0.70	19.54	0.88	1.15
B-3-28	2.81	2.70	3.91	2.20	21.71	2.72	3.20	2.35	16.37
C-3-3	0.70	0.73	4.29	0.95	35.71	0.70	0.00	0.85	21.43
C-9-3	0.71	0.69	2.82	0.92	29.58	0.71	0.00	0.89	25.35
C-6-7	0.85	0.77	9.41	0.97	14.12	0.66	22.35	0.77	9.41
C-9-28	2.42	2.39	1.24	2.15	11.16	2.54	4.96	2.19	9.50
D-0-7	0.75	0.81	8.00	1.01	34.67	0.56	25.33	0.92	22.67
D-0-7	0.87	0.81	6.90	1.01	16.09	0.56	35.63	0.92	5.75
D-0-3	0.59	0.55	6.78	0.94	59.32	0.57	3.39	0.83	40.68

注:A、B、C、D 分别代表钢纤维、聚丙烯纤维、混合纤维、无纤维空白对照组;3,6,9 分别代表纤维掺量为 0.3%、0.6%、0.9%;3,7,28 分别代表养护龄期为 3 d、7 d、28 d。

3.4 模型可解释分析

为解决 GPR 预测模型“黑箱”特性及预测结果难以理解的缺点,引入 SHAP 分解 GPR 的预测结果,明确每个输入特征对充填体强度预测的具体影响方向和贡献度大小,增强模型的可信度。图 4 给出了 GPR 模型预测的全局解释,充填体各输入特征对预测结果的总体影响按重要性依次排序为:养护龄期＞聚丙烯纤维＞钢纤维＞混合纤维＞纤维掺量＞无纤维对照组,养护龄期的平均 SHAP 值的绝对值最大,表明其对模型输出的影响最为显著。

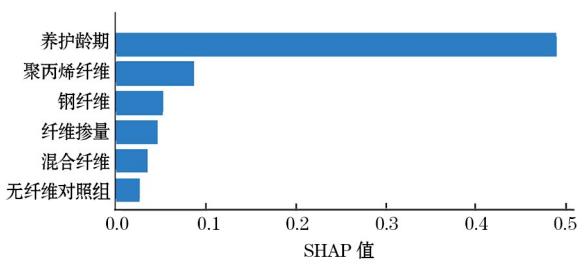


图 4 充填体强度特征重要性排序

Fig.4 Importance ranking of strength characteristics of backfill

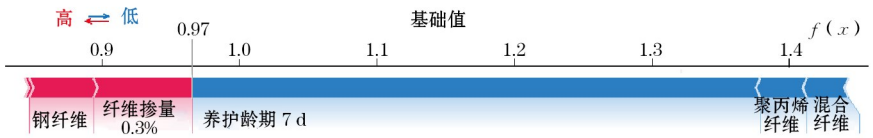
SHAP 方法不仅能够提供模型的全局解释,还

可以针对单个样本的预测结果给出细致的局部解释。图 5 直观展示所有特征对预测结果的定量影响:红色条形表示该特征对充填体强度预测具有正向提升作用,蓝色条形则表示抑制作用(颜色标识见电子版),条形的长度则反映了影响程度的大小。

本研究选取两个典型样本进行分析,由图 5(a)可以看出,养护龄期对充填体强度预测结果的影响最显著,其正向作用十分突出,其次,纤维类型(聚丙烯纤维、钢纤维、混合纤维)、0.3%的纤维掺量也均对充填体强度具有正向提升作用,表明养护龄期 28 d,0.3%掺量的纤维对充填体强度均有提升作用,其中聚丙烯纤维提升作用最佳。由图 5(b)可以看出,7 d 养护龄期、聚丙烯纤维、混合纤维对充填体强度产生抑制作用,0.3%纤维掺量和钢纤维为正向作用,0.3%掺量的钢纤维在 7 d 养护条件下对充填体强度增强效果显著。



(a) 养护龄期 28 d、纤维掺量 0.3%



(b) 养护龄期 7 d、纤维掺量 0.3%

图 5 纤维充填体 SHAP 解释力图

Fig.5 SHAP explanation diagrams of fiber-reinforced backfill

4 工程应用

云南省某金矿的矿体产状复杂多变,整体属于缓倾斜薄矿体,节理裂隙较发育,矿体围岩稳定性一般。矿山拟采用上向分层充填采矿法和上向进路充填采矿法对矿体进行开采。鉴于矿体的 Au 品位较高,为保障开采安全性和资源高效回收,对充填体强度提出了明确要求:用于隔离矿柱置换的充填体,其 28 d 抗压强度需达到 3~5 MPa;采场上向进路充填采矿法、上向水平分层充填采矿法需满足充填体 7 d 抗压强度不低于 1 MPa。同时该矿山尾矿库容量不足,因此,尾砂充填能实现尾砂资源化处置与矿山安全开采的双重目标。

根据试验结果和 GPR 模型预测结果可知,聚丙烯纤维掺量为 0.3%、养护龄期为 28 d 时,充填体强度可达到 3.17 MPa,将灰砂比和质量浓度分别调至 1∶2、60%,充填体强度可达到 5 MPa 以上,能够满足隔离矿柱置换的充填体强度要求。在 7 d 养护条件下,钢纤维掺量为 0.3%时,充填体强度可以达到 1.4 MPa;混合纤维掺量为 0.3%、0.6%、0.9%时,充填体强度分别达到 1.06 MPa、1.05 MPa、1.03 MPa。此外,在未添加纤维的情况下,将灰砂比调整至 1∶2 时,分层单轴抗压强度可达 1.65 MPa。以上方案均可满足上向进路、上向水平充填采矿法的充填体强度要求。所构建的强度预测模型可为充填料浆配制提供精准指导,减少试验量,快速锁定影响因素范围,提升研究效率与料浆配比的合理性。

从经济成本分析,灰砂比为 1∶2 的无纤维充填体的强度虽然略高于纤维充填体,但灰砂比为 1∶3 的方案需多消耗 52.53 kg 水泥,按照矿山材料采购价格计算,每吨料浆的成本将增加 16.81 元。因此,采用灰砂比为 1∶3 并掺入最佳纤维掺量(0.3%)的方案更具经济性:每吨料浆消耗纤维 3 kg,实际应用中,掺入矿山选定的钢纤维可实现料浆成本节约 5.05 元/t,而掺入矿山选定的聚丙烯纤维则可节约成本 3.31 元/t,掺入混合纤维可节约成本 3.69 元/t。

5 结论

(1) 类型纤维及养护龄期对充填体强度存在显著交互影响,在早期养护阶段(3 d、7 d),掺量为 0.3%的钢纤维对充填体抗压强度的提升效果最为显著,充填体强度提升率可达 69.34%,混合纤维次之,强度提升率为 23.73%;而在 28 d 养护龄期时,0.3%掺量的聚丙烯纤维表现出最优的强度增强作用,钢纤维次之,混合纤维的强度提升效果最弱,与

空白对照组相比,掺入聚丙烯纤维、钢纤维和混合纤维可使充填体强度分别提高 18.00%、11.69%和 3.86%。

(2) 在本次试验设定的材料、配比及养护环境等条件下,不同类型纤维及其掺量对充填体强度的影响存在显著差异,在早期养护阶段,0.3%、0.6%、0.9%三种掺量的钢纤维与混合纤维均能提升充填体强度,但随着掺量的增加,相对提升率呈递减趋势;后期养护阶段,仅 0.3%的纤维掺量能提高充填体强度,更高的纤维掺量(0.6%、0.9%)对充填体强度的抑制作用显著增强,且纤维掺量越高抑制效应越明显。就聚丙烯纤维而言,0.3%的纤维掺量为最优强度提升掺量,0.6%的纤维掺量仅产生轻微的强度增强效果,而 0.9%的纤维掺量则会显著抑制充填体强度发展,呈现出"低掺促进、高掺抑制"的典型非线性规律。

(3) 基于高斯过程回归(GPR)构建充填体强度预测模型具有较好的预测性能,该模型预测值与实际值的误差均值为 8.45%,误差范围及误差均值低于其他 3 个对比模型,同时,GPR 预测模型的评价指标表现优异,决定性系数 R^2 可达 0.975,*RMSE*、*MAE* 及 *MAPE* 分别为 0.109 MPa、0.087 MPa、8.412%,由此可见,GPR 预测模型在小样本数据条件下表现优异,其预测精度与泛化能力均优于其他对比模型。引入 SHAP 方法对预测结果进行全局和局部解释,通过特征重要性排序分析发现,养护龄期和聚丙烯纤维是影响充填体强度的两大关键因素;通过局部解释,精确量化了每个特征对充填体强度的影响。

参考文献(References):

[1] 王勇,吴爱祥,杨军,等.深部金属矿开采关键理论技术进展与展望[J].工程科学学报,2023,45(8):1281-1292.
Wang Yong, Wu Aixiang, Yang Jun, et al. Progress and prospective of the mining key technology for deep metal mines[J]. Chinese Journal of Engineering, 2023, 45(8): 1281-1292.

[2] 郭利杰,刘光生,马青海,等.金属矿山充填采矿技术应用研究进展[J].煤炭学报,2022,47(12):4182-4200.
Guo Lijie, Liu Guangsheng, Ma Qinghai, et al. Research progress on mining with backfill technology of underground metalliferous mine[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(12): 4182-4200.

[3] Li Jun, Liu Xianzhang, Cai Chang, et al. From waste to value: engineering properties and failure mechanisms of green backfills utilizing molybdenum tailings, fly ash and coal gangue[J]. Powder Technology, 2025, 464: 121294.

[4] 张雷,郭利杰,许文远,等.细尾砂在矿山充填应用中关键工艺与材料的研究进展[J].材料导报,2023,37(23):106-116.
Zhang Lei, Guo Lijie, Xu Wenyuan, et al. Research on crucial technological and material issue of applying fine tailings to mine filling: a review[J]. Materials Reports, 2023, 37(23): 106-116.

[5] 赵康,何志伟,严雅静,等.纤维增强超细尾砂充填体微观破坏机制[J].岩石力学与工程学报,2022,41(增刊 1):3010-3020.
Zhao Kang, He Zhiwei, Yan Yajing, et al. Microscopic failure mechanism of fiber reinforced ultra-fine tailings backfill[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2022, 41(Suppl.1): 3010-3020.

[6] 熊艳碧,刘晓辉,程海勇,等.钢纤维增强尾砂胶结充填体的力学性能与损伤机制[J].工程科学学报,2025,47(2):234-248.
Xiong Yanbi, Liu Xiaohui, Cheng Haiyong, et al. Mechanical properties and damage mechanism of steel fiber reinforced cemented tailings backfill[J]. Chinese Journal of Engineering, 2025, 47(2): 234-248.

[7] 杨晓炳,侯永强,尹升华,等.纤维增强含硫尾砂胶结充填体的力学性能与能量分配演化特征[J].中南大学学报(自然科学版),2022,53(11):4435-4448.
Yang Xiaobing, Hou Yongqiang, Yin Shenghua, et al. Mechanical properties and energy distribution evolution characteristics of fiber-reinforced cemented sulfur tailings backfill[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2022, 53(11): 4435-4448.

[8] 邓雪杰,刘浩,王家臣,等.煤矿采空区充实率控制导向的胶结充填体强度需求[J].煤炭学报,2022,47(12):4250-4264.
Deng Xuejie, Liu Hao, Wang Jiachen, et al. Strength demand of cemented backfill guided by backfilling ratio control in coal mines[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(12): 4250-4264.

[9] 付自国,乔登攀,郭忠林,等.超细尾砂胶结充填体强度计算模型及应用[J].岩土力学,2018,39(9):3147-3156.
Fu Ziguo, Qiao Dengpan, Guo Zhonglin, et al. A model for calculating strength of ultra-fine tailings cemented hydraulic fill and its application[J]. Rock and Soil Mechanics, 2018, 39(9): 3147-3156.

[10] 熊博,邢军,孙晓刚,等.废石-风积沙胶结充填体细观力学特性研究[J].矿业研究与开发,2025,45(2):83-89.
Xiong Bo, Xing Jun, Sun Xiaogang, et al. Study on micromechanical properties of waste rock-aeolian sand cemented backfill[J]. Mining Research and Development, 2025, 45(2): 83-89.

[11] 孙欢欢,石勇,赖伟,等.全尾砂高效活化搅拌技术及均质化膏体充填特性研究[J].矿业研究与开发,2023,43(8):45-50.
Sun Huanhuan, Shi Yong, Lai Wei, et al. Study on efficient activation stirring technology of full tailings and filling characteristics of homogenized paste[J]. Mining Research and Development, 2023, 43(8): 45-50.

[12] 吴炜,吉坤,张朋,等.基于 ANN-PSO 模型的充填体强度预测及其工程应用[J].矿业研究与开发,2020,40(2):53-57.
Wu Wei, Ji Kun, Zhang Peng, et al. Strength prediction of filling body based on ANN-PSO model and its engineering application[J]. Mining Research and Development, 2020, 40(2):53-57.

[13] Wang Qiang, Zhang Jia, Huang Jiandong, et al. Simulation of the compressive strength of cemented tailing backfill through the use of firefly algorithm and random forest model [J]. Shock and Vibration, 2021(13):1-8.

[14] 谢建雄,鲁铁定.一种优化高斯过程回归的隧道围岩变形预测方法[J].测绘科学,2021,46(4):50-56.
Xie Jianxiong, Lu Tieding. A deformation prediction method for tunnel surrounding rock based on optimizing Gaussian process regression[J]. Science of Surveying and Mapping, 2021,46(4):50-56.

[15] 李柱星,徐振洋,柴青平,等.基于响应面法的充填体强度分析与预测[J].科学技术与工程,2024,24(32):13748-13755.
Li Zhuxing, Xue Zhenyang, Cai Qingping, et al. Strength analysis and prediction of backfill based on response surface method[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(32):13748-13755.

[16] 韩磊,张继强,何祥,等.多源煤基固废充填体强度影响规律及预测[J].科学技术与工程,2025,25(16):6690-6697.
Han Lei, Zhang Jiqiang, He Xiang, et al. Influence law and prediction of strength of multi-source coal-based solid waste filling body[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(16):6690-6697.

[17] 刘亚栋,刘贤,黎学优,等.基于强度折减采样与高斯过程回归的空间变异土坡自适应可靠度分析[J].岩土工程学报,2024,46(5):978-987.
Liu Yadong, Liu Xian, Li Xueyou, et al. Adaptive reliability analysis of spatially variable soil slopes using strength reduction sampling and Gaussian process regression[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2024, 46(5):978-987.

[18] 姚小俊,吴迪.基于贝叶斯优化高斯过程回归法的再生混凝土力学性能预测[J].科学技术与工程,2023,23(7):2968-2975.
Yao Xiaojun, Wu Di. Prediction of mechanical properties of recycled concrete using Bayesian optimization-based Gaussian process regression method[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(7):2968-2975.

[19] 张化进,吴顺川,李兵磊,等.基于高斯过程回归的岩石抗剪强度参数不确定性估测[J].岩土力学,2024,45(增刊 1):415-423.
Zhang Huajin, Wu Shunchuan, Li Binglei, et al. Uncertainty estimation of rock shear strength parameters based on Gaussian process regression[J]. Rock and Soil Mechanics, 2024, 45(Suppl.1):415-423.

[20] 章伟琪,王辉明.混凝土抗压强度的可解释深度学习预测模型[J].东北大学学报(自然科学版),2024,45(5):738-744+752.
Zhang Weiqi, Wang Huiming. Interpretable deep learning prediction model for compressive strength of concrete[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2024, 45(5):738-744+752.

[21] 熊峰,陈腾盛,邓楚兵,等.基于 BO-XGBoost 算法的气凝胶混凝土力学和保温性能预测方法[J].工程科学与技术,2025,57(5):1-13.
Xiong Feng, Chen Tengsheng, Deng Chubing, et al. Prediction method for the mechanical and thermal insulation properties of aerogel concrete based on the BO-XGBoost algorithm [J]. Advanced Engineering Sciences, 2025, 57(5):1-13.