基于沉缩特性的全尾砂充填体抗压强度预测*

原新宇[1],赵瑞祥[1],第旺平[1],董浒[1],王贻明[2],王奕仁[2],俞安举[2]

(1.赤峰中色白音诺尔矿业有限公司, 内蒙古 赤峰市 025473;
2.北京科技大学 资源与安全工程学院, 北京市 100083)

摘要:为降低充填配料系统中胶凝材料添加量和质量浓度的波动对采场充填体强度预判造成的影响,选择与两因素具有强关联的全尾砂充填料浆沉缩特性作为研究对象。开展不同灰砂比(1∶4、1∶8、1∶20)和质量浓度(70%、72%、74%、76%)的胶结充填料浆静态沉缩试验与固结充填单轴压缩试验,采用随机森林算法计算不同因素的特征重要性得分,基于沉缩率构建抗压强度预测模型,并结合某铅锌矿上向水平分层采场的原位实测数据进行验证。结果显示:当灰砂比相同时,随着质量浓度的增大,充填料浆沉缩率逐渐减小;当质量浓度相同时,随着灰砂比的增大,料浆沉缩率同样呈下降的趋势;低质量浓度、低灰砂比的充填料浆更容易产生泌水离析现象,造成充填体质量劣化。通过随机森林模型计算各因素的特征重要性得分,识别出灰砂比对充填体抗压强度的影响程度最大(93%),沉缩率(5.6%)对抗压强度的影响程度大于质量浓度(1.4%)。工程应用结果表明,相较于基于质量浓度的预测方法,基于沉缩率的充填体单轴抗压强度预测的结果在多数工况下误差更小,具有较好的工程适用性。

关键词:充填料浆;沉缩率;灰砂比;质量浓度;随机森林;抗压强度预测

中图分类号:TD853 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-2763(2026)04-0060-09

Prediction of Compressive Strength of Unclassified Tailings Backfill Based on Shrinkage Characteristics

YUAN Xinyu[1], *ZHAO Ruixiang*[1], *DI Wangping*[1], *DONG Hu*[1], *WANG Yiming*[2], *WANG Yiren*[2], *YU Anju*[2]

(1.Chifeng NFC Baiyinnuoer Mining Co., Ltd., Chifeng, Inner Mongolia 025473, China;
2.School of Resources and Safety Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: To mitigate the impact of variations in cementitious material dosage and slurry mass concentration in backfill batching system on the strength prediction of backfill in the stope, the shrinkage characteristics of unclassified-tailings backfill slurry, which were strongly correlated with two factors, were selected as the research subject. Static shrinkage tests and uniaxial compression tests were conducted with different cement-tailing ratios (1∶4, 1∶8, 1∶20) and mass concentrations (70%, 72%, 74%, 76%). The random forest algorithm was selected to calculate the feature importance scores of different factors, and a compressive strength prediction model was constructed based on the shrinkage ratio. The model was validated by combining in situ measured data from an upward horizontal slice mining stope in a lead-zinc mine. The results are concluded as follows. Firstly, when the cement-tailing ratio is constant, the shrinkage ratio of the backfill slurry decreases gradually with the increase of mass concentration. When the mass concentration is constant, the slurry shrinkage ratio also exhibits a decreasing trend with the increase of cement-tailing ratio. Backfill slurry with low mass concentration and a low cement-tailing ratio is more prone to bleeding and segregation, which leads to the deterioration of backfill quality. Secondly, by using a random forest model to calculate the feature importance scores of each factor, it is identified that the cement-tailing ratio has the greatest impact on the compressive strength of the backfill material (93%), and the shrinkage ratio (5.6%) has a greater impact on the compressive strength than the mass concentration (1.4%). Thirdly, the engineering application results show that compared with the prediction method based on mass concentration, the prediction results of the uniaxial compressive strength of the backfill based on shrinkage ratio have smaller errors in most cases and have a better engineering applicability.

Key words: Backfill slurry, Shrinkage ratio, Cement-tailing ratio, Mass concentration, Random forest, Prediction of compressive strength

---

* **收稿日期**:2025-04-09
基金项目:国家自然科学基金项目(52374111)
作者简介:原新宇(1993—),男,内蒙古赤峰人,工程师,主要从事金属矿地下开采方面的研究工作。E-mail:450506634@qq.com
通信作者:王奕仁(1996—),男,河南焦作人,博士研究生,主要从事金属矿高效开采与膏体充填方面的研究工作。E-mail:wangyiren2021@163.com

0　引言

目前膏体充填配料系统广泛采用自动化控制技术，实现了充填作业的高产高效，但在实际工业应用中，受限于设备计量精度不足及系统反馈滞后等因素，不可避免地会出现控制参数波动与计量误差[1]。尤其在物料添加环节，不同材料的物理性质及计量设备存在性能差异，进一步加剧了配比精度下降的风险，导致料浆灰砂比与充填质量浓度（充填集料与胶凝材料的干质量占充填料浆总质量的百分比）波动较大[2-3]。鉴于充填体强度主要受灰砂比、养护龄期及充填质量浓度等因素显著影响[4]，由配料系统波动所引发的强度不稳定问题在实际工程中难以完全规避。

充填料浆的沉缩性能与灰砂比和质量浓度关联密切，且直接关系到采场充填接顶率与充填体质量[5]。既有研究主要关注尾砂粒径、质量浓度、灰砂比、充填方式和养护条件等因素对料浆沉缩性能的影响[6-8]。充填料浆泌水沉缩是尾砂颗粒在浸水与受压条件下发生重排，从而导致孔隙减少和体积收缩的过程。受其内部固体颗粒运移的影响，料浆沉缩可分为静态沉缩和动态沉缩两种方式[9-10]。针对充填料浆的静态沉缩特性，QIN 等[11]通过开展不同水泥含量胶结充填料浆的静态沉缩试验，对比发现胶结膏体充填体的沉缩曲线受初始含水量的影响较大，而其沉缩行为受水泥含量的影响较小。孙长坤等[12]开展了不同质量浓度和灰砂比的全尾砂充填料浆泌水沉缩试验，结果表明，胶结充填料浆沉缩率小于非胶结充填料浆；另外，当质量浓度达到 70% 时，随灰砂比由 1∶8 增加至 1∶4，充填体沉缩率变化幅度较小，沉缩量微小。关于充填料浆的动态沉降及强度分布规律，路燕泽等[13]基于充填料浆流动沉降理论及模型，通过数值模拟发现高阶段采场内料浆流动沉积后形成锥形分布，且其固相颗粒沉降速度分布差异性显著。刘福春等[14]基于相似模拟试验将地下采场膏体流动规律分为简单剪切流动、双层剪切流动、下部沉积与上层剪切、上层剪切四个阶段，并建立了采空区充填接顶率预测模型。

当前对胶结全尾砂充填料浆沉缩特性的研究仍有待深入。采场的充填周期和排水速率影响着料浆的初凝时间，且固结后的充填体沿流动方向在水平和垂直方向上呈现出不同的强度分布规律[15]，传统的强度预测方法往往忽略了沉缩过程对抗压强度的延迟或非线性影响，导致配比设计不准确或安全裕度过大，造成资源浪费。尽管料浆沉缩特性与灰砂比、质量浓度存在显著的非线性关联，但该特性在强度预测建模中常被忽略。相对于传统的响应面法和灰色理论等分析方式，随机森林（Random Forest，RF）是一种基于决策树的集成学习技术，是一个包含多棵决策树的分类器[16-17]。该方法不要求数据满足特定分布形式，在小样本数据集和波动性数据的处理场景下表现出更高的预测精度和鲁棒性[18-19]。训练过程中，每棵树随机选择训练样本和特征，从而有效避免过拟合问题，其强大的非线性建模能力使得该方法在复杂系统建模和预测研究中具备较强的适应性。

鉴于泌水沉缩是充填料浆的固有属性，以料浆初凝后的沉缩率来预测不同部位处的充填体早期强度具有工程可行性。本文通过室内制备和在某铅锌矿充填站现场抽取全尾砂充填料浆，开展静态沉缩和充填体单轴压缩试验，将结果作为随机森林算法的样本数据，得出不同因素对充填体抗压强度的特征重要性得分；对比原位取芯充填体强度，验证基于沉缩率的单轴抗压强度预测模型的准确性。

1　充填料浆沉缩率测定

充填料浆凝固后的体积减小量与料浆总体积的比值称为沉缩率，该指标是表征料浆泌水沉缩变形特性的重要指标[11]。

1.1　试验原料

1.1.1　全尾砂

采用马尔文激光粒度测试仪测定试验所用全尾砂粒级分布，结果如图 1 所示。该尾砂－74 μm 占比为 69.06%，中值粒径 d_{50}＝35.8 μm，属于超细至细粒径，d_{10}、d_{30}和 d_{60}分别为 7.64 μm、18.7 μm 和 51.8 μm，曲率系数 C_c＝0.88，不均匀系数 C_u＝6.78，粒级分布较广，级配良好。全尾砂基本物理参数测试结果见表 1。

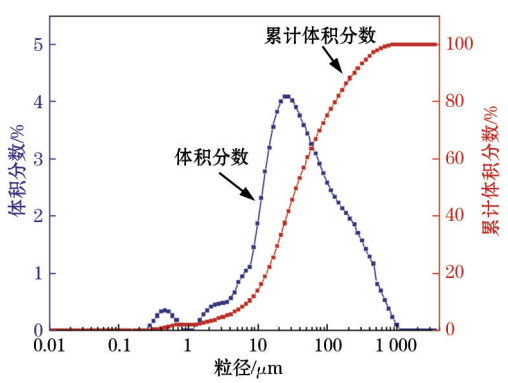


图 1　全尾砂粒度分布曲线

Fig.1　Particle size distribution curves of the unclassified tailings

表 1 全尾砂基本物理参数

Table 1 Basic physical parameters of unclassified tailings

密度/(g/cm³)	松散堆积密度/(g/cm³)	孔隙率/%
2.74	1.449	28.8

1.1.2 胶凝材料

胶凝材料选用胶固粉,其主要成分为水泥熟料、水淬渣、石灰、粉煤灰和石膏等,平均密度为 3.14 g/cm³,细度满足 45 μm 水泥标准负压筛筛余量小于 2%的要求。胶固粉的化学成分见表 2。

表 2 胶固粉的化学成分

Table 2 Chemical components of cementitious powder

%

SiO_2	Al_2O_3	CaO	MgO	SO_3	其他	合计
20.42	8.71	34.08	3.53	26.56	6.70	100

1.1.3 拌合水

拌合水为该铅锌矿选厂生产回水,pH 介于 8～11 之间,不含明显杂质。所含硫化物≤0.48 mg/L,有机物含量的 COD 指标 97 mg/L(中等污染),悬浮固体(SS)量为 43 mg/L(较低),总硬度为 927 mg/L(以 $CaCO_3$ 计,属极硬水)。

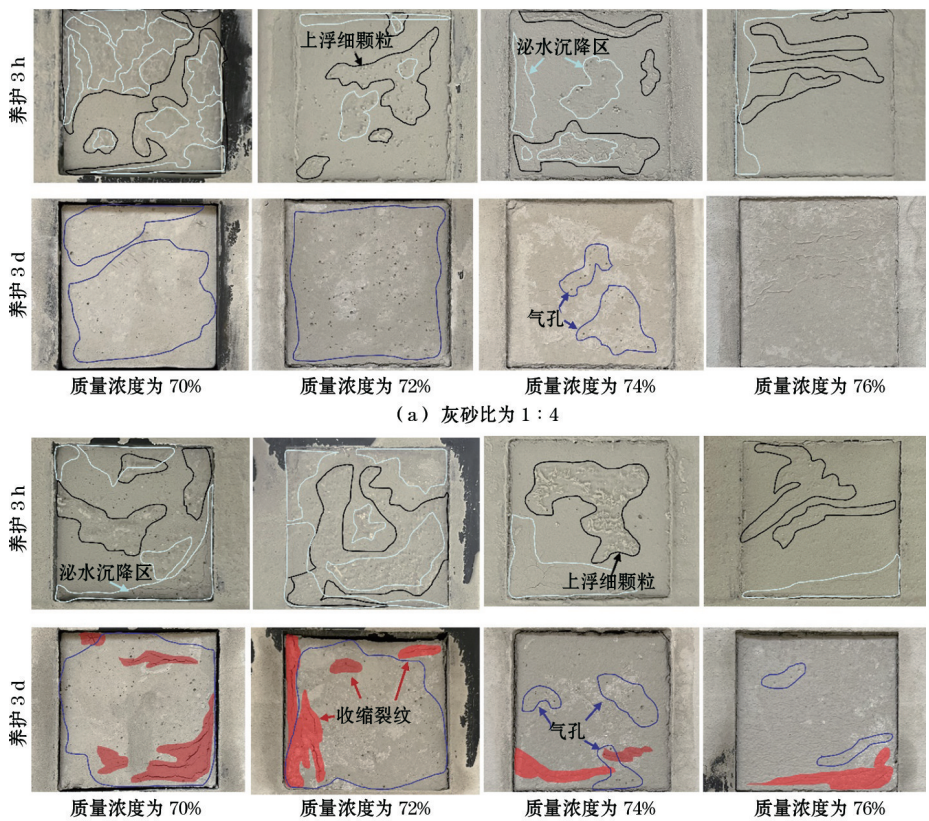
1.2 试验方案

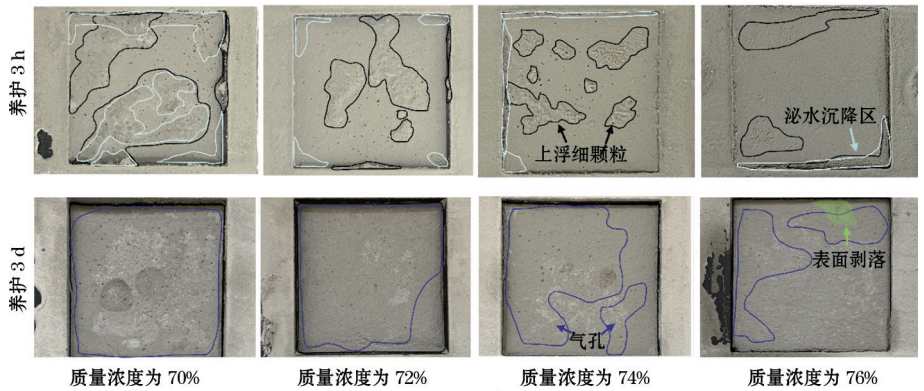
以赤峰某铅锌矿上向水平分层采场为研究对象,考虑采空区条件、挡墙工艺和排水措施等,选择规格为 70.7 mm×70.7 mm×70.7 mm 的三联试模为试验模具。设计灰砂比分别为 1∶4、1∶8 和 1∶20,固体质量分数分别为 70%、72%、74%和 76%。模拟井下原位条件,不拆模养护[6],养护温度为 15～18 ℃。受胶凝材料水化过程的影响,料浆在制备前的 24～48 h 泌水量较多,2 d 后几乎少有泌水,故设定养护周期为 3 d。待试块脱水固结后拆模,采用游标卡尺测量试块的尺寸变化,计算料浆沉缩率并测试充填体 3 d 单轴抗压强度。

2 试验结果分析

2.1 料浆沉缩特性分析

在充填料浆静态沉缩试验初期,质量浓度较低的料浆中,固体颗粒受重力和浮力作用发生初始运移,浆体表面的下向泌水通道被细颗粒堵塞,粗和中粗固体颗粒下沉,上表面出现泌水和少量细颗粒上浮现象。此时,质量浓度≤74%的料浆浆水界线分明,表面可见泌水层;而质量浓度为 76%的料浆表面平滑且仅边缘有少量泌水,如图 2 所示。





（c）灰砂比为1∶20

图2　胶结充填料浆静态沉缩特性

Fig.2　Static shrinkage characteristics of cemented backfill slurry

随时间的推移，料浆上表面泌水减少，出现微薄的细颗粒层，且伴有一定数量的小孔显现，自由水和气体通过表面细孔和模具底部的泌水孔排出，同时胶固粉发生水化反应，导致模具内的充填体含水量降低，料浆沉缩率呈现先增加后减小的趋势。水灰比越低，质量浓度越高，料浆的初凝时间越早。在相同的质量浓度下，灰砂比为1∶4和1∶8的充填料浆养护2 d后基本固结；但灰砂比为1∶8，质量浓度≤72%的充填体在水化热和环境温度的共同作用下，水分快速蒸发后出现明显的收缩裂纹；灰砂比为1∶20的充填体沉缩现象明显，养护3 d后表层仍湿润且未完全固结；质量浓度为76%的充填体由于胶凝材料的含量较少，失水收缩量大，表面出现了局部剥落。

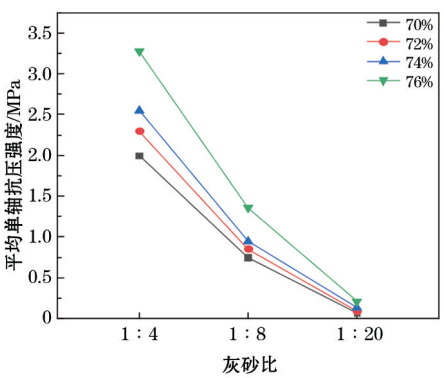
2.2　料浆沉缩率及充填体强度规律分析

表3为不同灰砂比和质量浓度充填体平均抗压强度和料浆沉缩率测试结果。根据表3绘制料浆沉缩率和充填体强度随灰砂比和质量浓度的变化曲线，如图3所示。由表3和图3可知，当质量浓度相同时，料浆沉缩率随灰砂比的增大而减小，充填体平均抗压强度随灰砂比的增大而增大，这是由于胶凝材料细颗粒含量增多，会产生更强的胶结作用，颗粒间的吸附作用增大，形成稳定的结构，导致沉缩率变小，抗压强度增大。而当灰砂比相同时，料浆沉缩率随质量浓度的增大而降低，充填体平均抗压强度随质量浓度的增大而增大，这是由于当胶凝材料细颗粒含量相同时，质量浓度越高，尾砂颗粒就越多，颗粒间发生碰撞与吸附的概率增大，产生的絮凝结构体越多，强度越高，此过程阻碍料浆沉缩，导致其沉缩率降低。

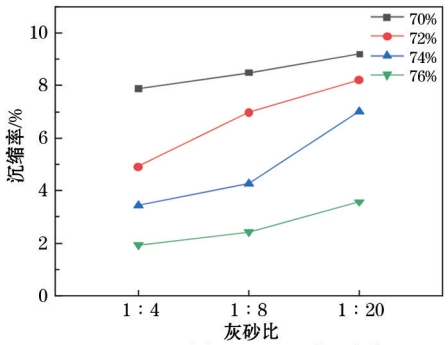
表3　不同灰砂比和质量浓度充填体平均抗压强度和料浆沉缩率

Table 3　The average compressive strength of backfill and shrinkage ratio of slurry with different cement-tailing ratios and mass concentrations

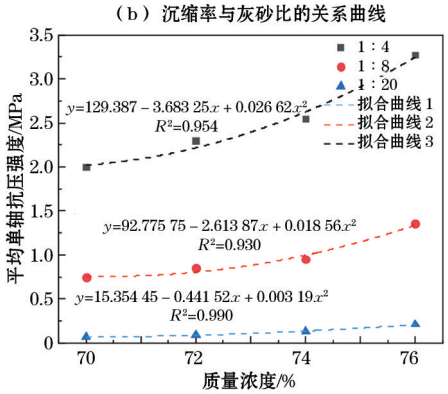
灰砂比	质量浓度/%	沉缩率/%	沉缩率降幅/%	平均单轴抗压强度/MPa	强度增幅/%
1∶20	70	9.19	—	0.065	—
	72	8.22	10.55	0.093	43.08
	74	6.21	14.60	0.132	41.94
	76	3.57	49.15	0.211	59.85
1∶8	70	8.49	—	0.745	—
	72	6.28	17.79	0.852	14.36
	74	4.27	38.83	0.950	11.50
	76	2.43	43.09	1.354	42.53
1∶4	70	7.88	—	1.996	—
	72	4.92	37.56	2.295	14.98
	74	3.44	30.08	2.547	10.98
	76	1.93	43.90	3.272	28.46



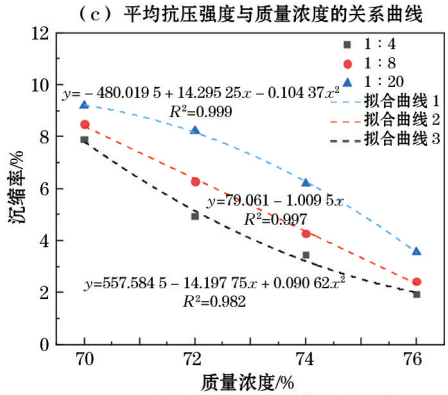
（a）平均抗压强度与灰砂比的关系曲线



(b) 沉缩率与灰砂比的关系曲线



(c) 平均抗压强度与质量浓度的关系曲线



(d) 沉缩率与质量浓度的关系曲线

图 3 充填体各因素间的关系曲线

Fig.3 The relationship curves between various factors of the backfill

3 基于随机森林算法的各因素与充填体抗压强度间的关系研究

3.1 随机森林算法

随机森林算法通过有放回的随机抽样方式,从原始训练集中选取多个训练样本,组成新的训练集;用新选取的样本进行决策树构造,在构造过程中随机选取部分特征,并依据某种策略选择最优特征作为分裂属性,重复该过程直至无法分裂。基于上述方式建立多棵决策树,构成随机森林模型。在预测阶段,每棵决策树独立输出分类结果,最终得票最高的类别即为最终的模型预测结果,运算流程如图 4 所示。选取室内试验和充填站取样料浆测试结果,获得共 71 组有效数据作为训练样本。随机森林模型的构建参数见表 4。

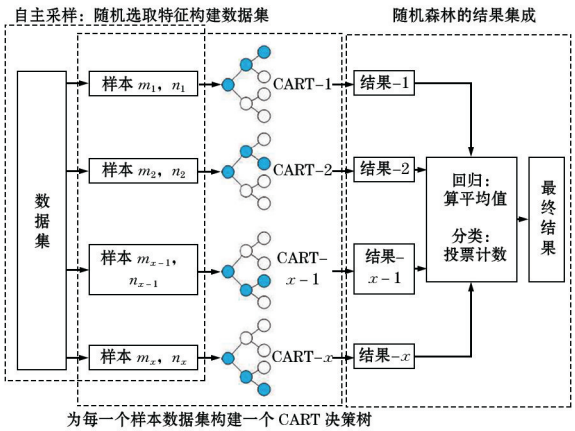


图 4 随机森林运算流程

Fig.4 The flow chart of the RF calculation

表 4 模型参数

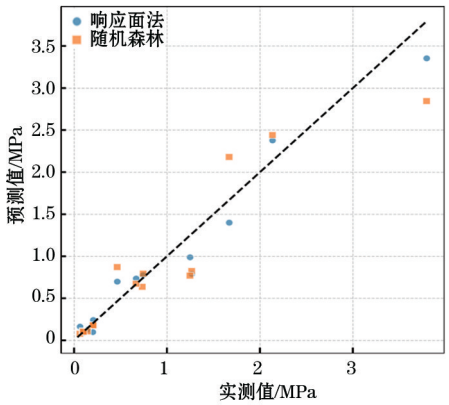
Table 4 The model parameters

参数	参数值
数据预处理	是
训练集比例	0.8
决策树数量	100
节点分裂标准	squared_error
节点分裂最小样本数	2
叶节点最小样本数	1
树最大深度	不限
是否有放回采样	是
是否进行袋外数据测试	是

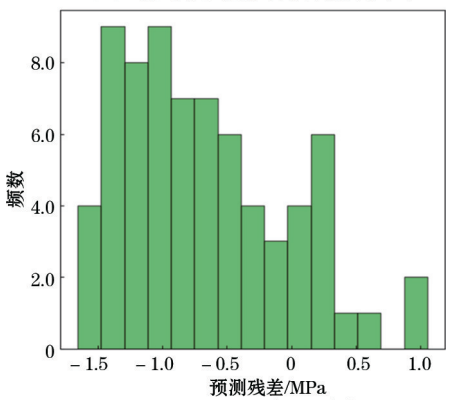
3.2 模型预测性能对比分析

为验证随机森林算法在充填体强度预测中的适用性,选取响应面法(RSM)和灰色理论(GM(1,1))作为对照模型,采用相同的试验数据集进行预测,对比结果如图 5 所示。随机森林模型通过多决策树的集成策略有效捕捉了沉缩率与抗压强度之间的非线性关系,预测点紧密分布在理想线附近(见图 5(a));相比之下,响应面法存在更多的离散点,非线性关系建模能力较弱,难以直观反映变量间的复杂交互作用,且对异常值敏感,拟合偏差较大。灰色理论残差呈近似正态分布,均值接近 0(−0.12 MPa),95%残差在±0.5 MPa 范围内,说明灰色理论预测存在明显的系统性偏差(见图 5(b))。

由此可知,随机森林方法在预测精度上具有显著优势($R^2=0.873$,$MSE=0.123$),且能自动捕捉灰砂比、质量浓度与沉缩率的复杂交互作用,更适合工程预测场景。



（a）响应面法与随机森林的预测结果对比



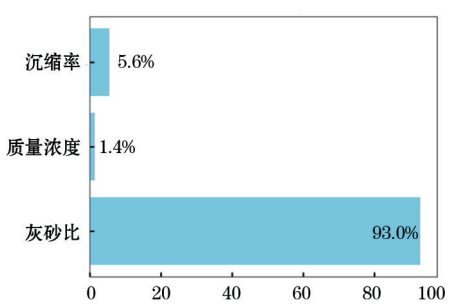
（b）灰色理论残差分布

图 5　不同模型的预测性能对比

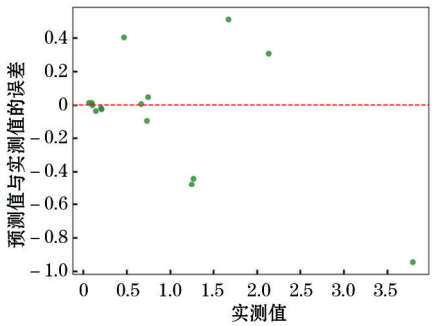
Fig.5　Comparison of predictive performance of different models

3.3　预测结果分析

随机森林算法模型的特征权重显示了各因素对预测结果的影响程度。训练模型的输入分析量为灰砂比、沉缩率和质量浓度，预测输出为抗压强度，特征权重分布及预测值与实测值的误差如图 6 所示。由图 6 可以看出，模型中灰砂比的特征权重值最高，为 93%；相较于质量浓度，沉缩率的特征权重值更高，对充填体抗压强度的影响更大。当抗压强度小于 1 MPa 时，随机森林算法的预测结果准确性较好，后续可通过增加训练样本来提高模型精度。



（a）随机森林特征重要性占比

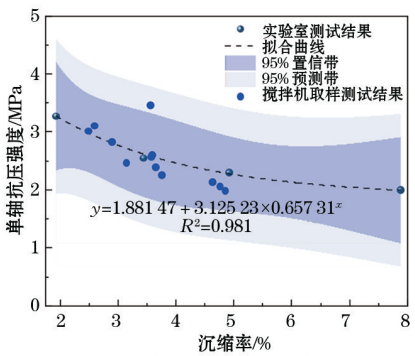


（b）预测值与实测值的误差

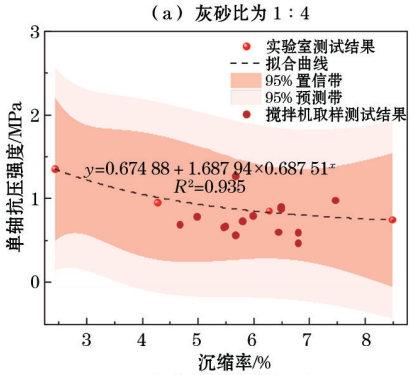
图 6　随机森林模型预测结果

Fig.6　The prediction results of RF model

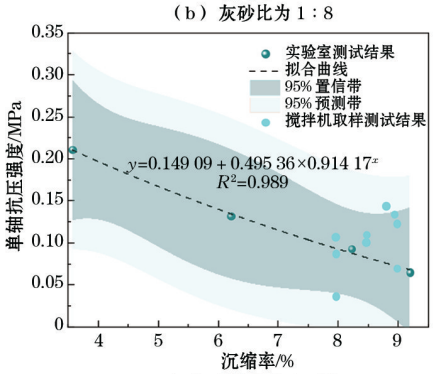
进一步以沉缩率为自变量、单轴抗压强度为因变量建立单因素充填体强度预测模型，不同灰砂比条件下二者的关系曲线如图 7 所示。



（a）灰砂比为 1∶4



（b）灰砂比为 1∶8



（c）灰砂比为 1∶20

图 7　料浆沉缩率与充填体单轴抗压强度间的关系曲线

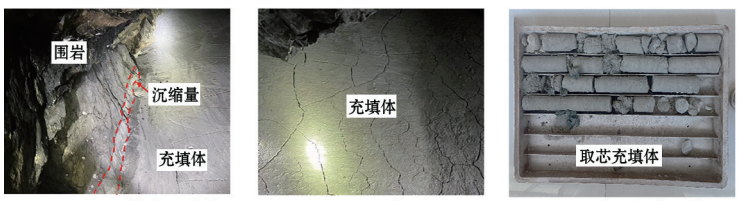
Fig.7　The relationship curves between shrinkage ratio of slurry and uniaxial compressive strength of backfill

由图 7 可知,充填站二级搅拌机内取样料浆的试验测试结果多分布于该关系曲线的 95%置信带内,且 $R^2 \geqslant 0.935$,拟合优度较高。

4 工程应用

以某铅锌矿 750 m 中段 1# 矿体 79 线(1 号采场)和 2# 矿体 31 线(2 号采场)作为上向分层充填法的试验采场。采场宽度为 4～5 m,长度近 100 m。1 号采场充填高度为 4.7 m,灰砂比为 1∶8 的充填层厚度约为 4.2 m,灰砂比为 1∶4 的浇面层厚度约为 0.5 m。2 号采场充填高度为 5.2 m,充填灰砂比为 1∶4。预留 0.3～1.7 m 高度的空间作为下一分层回采的爆破自由面补偿空间。采场充填期间,经测定,充填站二级搅拌机内灰砂比为 1∶4 的料浆充填质量浓度范围在 70.4%～75.8%之间,灰砂比为 1∶8 的料浆充填质量浓度范围在 71.0%～76.3%之间,料浆的质量浓度波动较大。

1 号采场内料浆的初凝时间约 10 d,经人工测量,在距下料口 1/3 采场长度处的面层沉缩高度约为 0.23 m,沉缩率为 4.89%。2 号采场内料浆经过 5 d 的原位养护后,表层初凝且呈现一定程度的龟裂,在距下料口 1/2 采场长度处经人工测量沉缩高度约为 0.12 m,沉缩率为 2.31%,现场照片如图 8 所示。



(a) 2 号采场料浆沉缩量 (b) 2 号采场充填面层 (c) 原位取芯充填体

图 8 采场充填体和原位取芯试块示意

Fig.8 The schematic of the stope backfill and the in-situ coring backfill specimens

由图 3(d)中的拟合公式可得:1 号采场内灰砂比为 1∶4 的料浆沉缩率为 1.89%～7.19%,代入图 7(a)沉缩率-抗压强度拟合公式,求得充填体单轴抗压强度为 2.03～3.29 MPa;同理可得灰砂比为 1∶8 的充填体单轴抗压强度为 0.91～0.97 MPa。而由图 3(c)中拟合公式可得:灰砂比 1∶4 和 1∶8 的充填体单轴抗压强度分别为 2.02～3.29 MPa 和 0.75～1.37 MPa。在采场充填体沉缩量测点处进行原位钻孔取芯,所获充填体取芯长度为 1.6 m(由于取芯时充填体的中下部尚未完全固结,此为有效取芯长度)。测试结果显示,灰砂比为 1∶4 和 1∶8 的充填体强度差异明显,其实测平均单轴抗压强度分别为 2.24 MPa 和 1.07 MPa,且随钻孔深度的增加,抗压强度逐渐降低。

将 2 号采场的料浆原位沉缩率代入图 7(a)沉缩率-抗压强度拟合公式,可得该充填体(灰砂比1∶4)单轴抗压强度为 3.07 MPa。在采场充填体沉缩量测点处进行原位钻孔取芯,所获充填体有效取芯长度为 2.8 m。测试结果显示,随着钻孔深度的增加,充填体单轴抗压强度逐渐增大,其实测平均强度值为 3.02 MPa。

由于站内所制料浆的充填质量浓度存在较大波动,故选择不同灰砂比下现场取样料浆的质量浓度平均值对充填体的单轴抗压强度进行预测。由于 1 号采场内测量的仅为两种不同充填料浆的总沉降高度,由此根据图 3(d)中的拟合公式,以实测浓度回归单一灰砂比的充填体沉缩率,所得沉降高度计算值与实测值相对误差在 10%左右。两种强度预测方法的相对误差结果见表 5。

表 5 两种强度预测方法的相对误差对比

Table 5 Therelative error comparison of the two strength prediction methods

采场编号	强度预测方式	灰砂比	质量浓度均值/%	实测点沉缩率/%	预测强度/MPa	实测强度/MPa	相对误差/%
1 号采场	基于沉缩率	1∶4	74.21	3.03	2.76	2.24	23.21
	基于质量浓度				2.65		18.30
	基于沉缩率	1∶8	73.86	4.50	0.99	1.07	7.48
	基于质量浓度				0.97		9.35
2 号采场	基于沉缩率	1∶4	73.95	2.31	3.07	3.02	1.66
	基于质量浓度				2.58		14.57

由表5可知，相较于基于质量浓度的预测方法，基于料浆沉缩率的充填体单轴抗压强度预测方法在不同采场和灰砂比条件下表现有所差异。在1号采场内，灰砂比为1∶4的充填体强度预测结果误差较大，这是由测量方式与计算误差导致的；但灰砂比为1∶8的充填体强度预测结果中，两种强度预测方法的绝对误差值相差1.87个百分点。在2号采场，基于沉缩率的充填体强度预测方法的预测绝对误差为1.66%，较基于质量浓度的预测方法降低了12.91个百分点，预测结果良好。综上所述，基于沉缩率的充填体单轴抗压强度预测方法在多数工况下具有较好的适用性。

5　结论

(1) 当灰砂比相同时，随着质量浓度的增大，充填料浆沉缩率逐渐减小；当质量浓度相同时，随着灰砂比的增大，料浆沉缩率同样呈下降的趋势。低质量浓度、低灰砂比的充填料浆更容易产生泌水离析现象，充填体表面更易产生裂隙，造成充填体质量劣化。

(2) 相较于响应面法和灰色理论，随机森林模型在预测精度和复杂系统适应性方面具有显著优势。随机森林模型预测结果显示：质量浓度对充填体单轴抗压强度的特征权重占比小于沉缩率，单因素条件下以沉缩率为自变量对充填体单轴抗压强度进行拟合的准确性更高。

(3) 某铅锌矿充填站初始料浆质量浓度波动大，由工业试验结果可知，相较于质量浓度，基于料浆沉缩率的充填体早期单轴抗压强度预测结果的误差更小，该方法可为预判上向水平分层采场内充填体的早期强度提供依据。

后续研究将采用CT扫描等技术，进一步阐明充填料浆在不同沉缩阶段的微观结构演化规律。

参考文献(References)：

[1] 张鹏，高谦，王有团，等.质量分数和泵送剂掺量波动对膏体充填料浆工作性能的影响[J].矿业研究与开发，2025，45(10)：71-78.
ZHANG Peng，GAO Qian，WANG Youtuan，et al. Effect of fluctuations in mass fraction and pumping agent dosage on the working performance of paste filling slurry[J]. Mining Research and Development，2025，45(10)：71-78.

[2] 江科.充填管道输送局部倍线对料浆质量浓度及管道磨损的影响研究[J].矿业研究与开发，2023，43(3)：65-69.
JIANG Ke. Influence of local filling gradient of filling pipeline transportation on slurry concentration and pipeline wear[J]. Mining Research and Development，2023，43(3)：65-69.

[3] 张国祥，王智，张东升，等.多物料协同胶结充填系统工艺及应用研究[J].有色金属(矿山部分)，2024，76(5)：82-87.
ZHANG Guoxiang，WANG Zhi，ZHANG Dongsheng，et al. Technology and application of multi-material cooperative cementing filling system[J]. Nonferrous Metals (Mining Section)，2024，76(5)：82-87.

[4] 王炳文，甘肃，董平波，等.高寒地区尾砂胶结充填体固结特性试验研究[J].中国有色金属学报，2022，32(8)：2446-2457.
WANG Bingwen，GAN Su，DONG Pingbo，et al. Experimental study on consolidation characteristics of tailings cemented backfill in alpine regions[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals，2022，32(8)：2446-2457.

[5] 栾茂旭，袁锦锋，陶龙，等.膨胀剂在充填接顶中的应用研究[J].现代矿业，2024，40(10)：58-62.
LUAN Maoxu，YUAN Jinfeng，TAO Long，et al. Application study on expansion agent in filling and connecting top[J]. Modern Mining，2024，40(10)：58-62.

[6] 刘树龙，刘国磊，李公成，等.养护条件对胶结充填体早期力学性能及微观结构的影响机制[J].有色金属工程，2021，11(8)：83-92.
LIU Shulong，LIU Guolei，LI Gongcheng，et al. Effect of curing condition on the early mechanical properties and microstructure of cemented backfill[J]. Nonferrous Metals Engineering，2021，11(8)：83-92.

[7] 吴凡，杨发光，肖柏林，等.基于扩展度表征高浓度混合骨料充填料浆流变特性及应用[J].中南大学学报(自然科学版)，2022，53(8)：3104-3112.
WU Fan，YANG Faguang，XIAO Bailin，et al. Characterization of rheological property and its application of high concentration mixed aggregate filling slurry based on spread[J]. Journal of Central South University (Science and Technology)，2022，53(8)：3104-3112.

[8] 郭团结，黄尊英，刘艳，等.分层废石胶结充填体的充填效果研究[J].矿业研究与开发，2025，45(4)：23-30.
GUO Tuanjie，HUANG Zunying，LIU Yan，et al. Study on the filling effectof layered waste rock cemented backfill[J]. Mining Research and Development，2025，45(4)：23-30.

[9] LEY-HERNáNDEZ Aida Margarita，FEYS Dimitri. Effect of sedimentation on the rheological properties of cement pastes[J]. Materials and Structures，2021，54(1)：47.

[10] 丁维波，程磊，高天翔，等.不同质量浓度下细粒级煤矸石浆液静态抗离析性能实验研究[J].洁净煤技术，2024，30(增刊2)：646-651.
DING Weibo，CHENG Lei，GAO Tianxiang，et al. Experimental study on static anti-segregation performance of fine coal gangue slurry under different mass concentrations[J]. Clean Coal Technology，2024，30(Suppl.2)：646-651.

[11] QIN Jiahao，ZHENG Jian，LI Li. Experimental study of the shrinkage behavior of cemented paste backfill[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering，2021，13(3)：545-554.

[12] 孙长坤，于永纯，魏晓明.充填料浆沉缩性能试验研究[J].矿冶，2021，30(6)：16-19+28.

SUN Changkun, YU Yongchun, WEI Xiaoming. Experimental study on the shrinkage performance of backfill slurry[J]. Mining and Metallurgy,2021,30(6):16-19+28.

[13] 路燕泽,甘德清,向伟华,等.中关铁矿高阶段采场充填料浆流动沉降规律及施工参数优化[J].金属矿山,2024(12):173-180.
LU Yanze, GAN Deqing, XIANG Weihua, et al. Flow settlement law of construction parameter optimization of filling slurry in the high stage stope of Zhongguan Iron Mine [J]. Metal Mine,2024(12):173-180.

[14] 刘福春,白龙剑,严庆文,等.充填采场内膏体流动规律及接顶率预测模型[J].有色金属(矿山部分),2023,75(3):124-130+136.
LIU Fuchun, BAI Longjian, YAN Qingwen, et al. Flow law of paste in filling stope and prediction model of roof rate [J]. Nonferrous Metals (Mining Section),2023,75(3):124-130+136.

[15] 胡亚飞.下向进路顶板充填体受力变形演化规律与参数优化[D].北京:北京科技大学,2024.
HU Yafei. Parameter optimization and evolution law of stress and deformation of roof backfill in underhand drift[D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing,2024.

[16] 常梦容,王海瑞,肖杨.mRMR 特征筛选和随机森林的故障诊断方法研究[J].电子测量与仪器学报,2022,36(3):175-183.
CHANG Mengrong, WANG Hairui, XIAO Yang. Research on fault diagnosis method based on mRMR feature screening and random forest[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2022,36(3):175-183.

[17] HU Yafei, LI Keqing, ZHANG Bo, et al. Strength investigation and prediction of superfine tailings cemented paste backfill based on experiments and intelligent methods [J]. Materials,2023,16(11):3995.

[18] PACHECO Vinicius Luiz, BRAGAGNOLO Lucimara, DALLA Rosa Francisco, et al. Optimization of biocementation responses by artificial neural network and random forest in comparison to response surface methodology [J]. Environmental Science and Pollution Research,2023,30(22):61863-61887.

[19] SHAJU Kshema, BABU Sherin, THOMAS Binu. Analysing effectiveness of grey theory-based feature selection for meteorological estimation models [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2023,123 (Part A):106243.