

# 多级加卸载循环下早期尾砂胶结充填体单轴抗压强度预测方法

王丽红<sup>1</sup>, 姚银佩<sup>2</sup>, 刘志义<sup>3</sup>

1. 长沙矿冶研究院有限责任公司, 湖南 长沙 410012;

2. 中南大学, 湖南 长沙 410083;

3. 华北理工大学矿业工程学院, 河北 唐山 063200



**摘要:**为探明多级循环载荷下早期尾砂胶结充填体的力学特性,以养护龄期、加载时间和加载梯度作为试验变量,利用WHY-600压力机对充填体开展多级循环加载—卸载单轴压缩试验,分析其单轴抗压强度和破裂形态,结合超声波波速测试研究其波速演化特征。结果表明:随着加载时间的增加,充填体的单轴抗压强度增大,加载时间由150 s增加至300 s所引起的强度变化幅度高于加载时间由300 s增加至450 s;随着加载梯度的增加,单轴抗压强度先增大后减小,表明适度静载荷损伤有利于提升充填体的抗压性能;在早龄期下,受多级循环加载—卸载作用后充填体的破坏模式由X剪切破坏转化为以X共轭剪切破坏主导的混合剪切破坏再到以Y-剪切主导的混合剪切破坏;加载时间与加载梯度对充填体的波速变化具有较强的协同效应,当加载时间超过300 s,加载梯度大于 $\sigma_{0.5}$ 时,波速随加载次数的增加先减小随后得到一定恢复;基于长短期记忆神经网络及遗传算法,构建了多级循环加载—卸载后早期尾砂胶结充填体单轴抗压强度预测模型,经验证后模型的相关系数分别为0.9814和0.9466,计算误差范围为3.21%~12.47%,表明模型具有较高的适用性与可靠性。

**关键词:**充填开采;尾砂胶结充填体;多级循环加载—卸载;单轴抗压强度;神经网络预测方法

中图分类号:TD853 文献标志码:A 文章编号:1005-2518(2026)01-0178-10 DOI:10.11872/j.issn.1005-2518.2026.01.150

引用格式:王丽红,姚银佩,刘志义.多级加卸载循环下早期尾砂胶结充填体单轴抗压强度预测方法[J].黄金科学技术,2026,34(1):178-187.WANG Lihong, YAO Yinpei, LIU Zhiyi. Prediction Method of Uniaxial Compressive Strength of Early Tailings Cemented Backfill Under Multi-Stage Loading and Unloading Cycles[J]. Gold Science and Technology, 2026, 34(1): 178-187.

充填采矿法具有能够有效管理地压,防止地表塌陷,以及充分利用尾砂等优势,因此在地下矿山开采中得到了广泛应用(王忠昶等,2022;张友锋等,2022;吴琼等,2025)。充填料浆充入井下采空区后,在充填体初凝过程中,早期强度低(郭利杰等,2022;刘杰等,2024),在采场内反复受到爆破、设备等应力的扰动,使得充填体的力学特性经历复

杂的动态变化(程海勇等,2022;海龙;2023)。当载荷过大时,极易导致充填体发生失稳破坏从而产生垮塌现象,威胁人员生命和财产安全(甘德清等,2023;Gan et al,2023)。因此,保证充填体早期的承载能力与力学特性是保障连续开采作业的关键(Liu et al,2025;王树帅等,2025)。

近年来,学者们采用力学实验和数值模拟等方

收稿日期:2025-04-24;修订日期:2025-08-20

基金项目:2023年度湖南省自然科学基金项目区域联合基金项目“有色冶金固废胶凝活性激发与稳态结构流充填方法研究”(编号:2023JJ50356)和2024年度河北省自然科学基金项目“动力扰动下不同含水率充填体损伤机理及调控方法”(编号:E2024209141)联合资助

作者简介:王丽红(1988—),女,四川眉山人,工程师,从事矿山充填理论与应用研究工作。E-mail:312092778@qq.com

© Editorial Department of Gold Science and Technology (CC BY-NC-ND)

法对循环加卸载条件下充填体的力学性能等方面进行了广泛研究,分析了充填体在循环加卸载条件下的宏观力学特性(邝泽良等,2017)、声发射演化(邱华富等,2025)和损伤特征(叶永飞等,2018),为提升井下充填体的安全性提供了依据。然而,充填体在井下反复受到不同程度的压力载荷作用,包括铲运机、凿岩台车等采装设备以及工作人员,其强度将发生改变。同时,受不同施压时间和施压载荷的影响,充填体的强度变化存在差异性,这给高效持续性采矿作业造成一定困扰。而人工智能算法通过收集大量充填体强度演化数据,能够为有效预测不同压力载荷作用下充填体的承载能力提供可靠途径(Dakshith et al,2016;Shi et al,2022)。

由于采装设备和工作人员对充填体施加的载荷具有变化性和循环重复性,因此常规的充填体强度预测方法适用性相对较低,限制了矿山的可持续高效开采。为此,本文以养护龄期、加载梯度和加载时间作为变量,采用伺服压力机对充填体开展3次不同载荷值的循环加载—卸载试验,探究其在多次受压后的强度特征及破坏变形模式,通过超声波波速测试结果分析其内部结构演化特征,结合神经网络结构与优化算法构建循环加载—卸载后充填体的单轴抗压强度预测方法,为降低充填开采的安全隐患,实现可持续高效开采提供依据。

## 1 多级循环加载试验设计

### 1.1 试验材料

本文所使用的尾砂材料来自河北某铁矿,通过NKT-6100D测试了尾砂的粒度,如图1所示,分析得到尾砂的粒度特征参数如表1所示。由表1可知,尾砂的不均匀系数 $C_u$ 和曲率系数 $C_c$ 分别为7.57和1.42,表明尾砂级配优良(李洪宝等,2021;钱涛等,2023)。另外,所用水泥为P.S42.5矿渣硅酸盐水泥。

### 1.2 试验变量

为模拟不同程度载荷对早期充填体静载作用的影响,选取养护龄期、加载时间和加载梯度作为试验变量。其中,养护龄期分别为3,5,7 d,加载时间为150,300,450 s。加载时间为压力机对充填体施加1次循环载荷的保持时间。循环加载载荷值

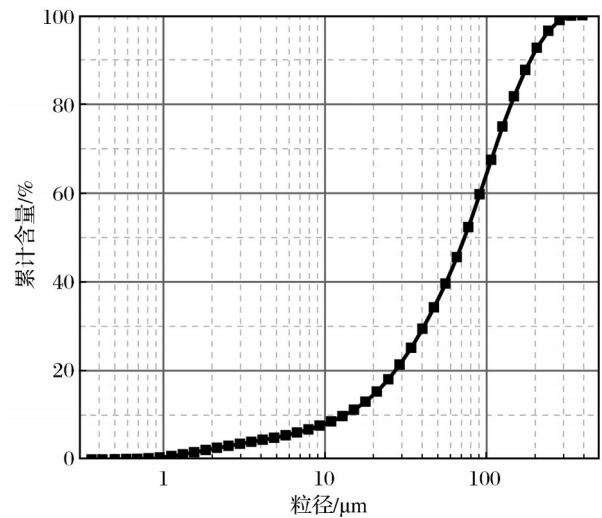


图1 尾砂粒径累计含量

Fig. 1 Cumulative particle size content of tailings

表1 尾砂的粒径特征参数

Table 1 Particle size characteristic parameters of tailings

参数	数值	参数	数值
加权平均粒径/ $\mu\text{m}$	87.82	$d_{60}/\mu\text{m}$	102.56
$d_{10}/\mu\text{m}$	13.55	$C_c$	1.42
$d_{30}/\mu\text{m}$	44.42	$C_u$	7.57

为对应养护龄期下充填体试样的单轴抗压强度的不同百分比,通过测试3块试样取平均值以保证数据的可靠性,如表2所示。本文设置加载载荷值为抗压强度的10%、30%、50%、70%和90%,而加载梯度则定义为对应养护龄期下3次循环加载—卸载的载荷值中位数,即 $\sigma_x$  ( $0 < x < 1$ ),因此, $\sigma_{0.3}$ 分别代表充填体单轴抗压强度的10%、30%和50%这3个加载值,本文所选取加载梯度为 $\sigma_{0.3}$ 、 $\sigma_{0.5}$ 和 $\sigma_{0.7}$ 。

表2 不同养护龄期下充填体的单轴抗压强度

Table 2 Uniaxial compressive strength of backfill under different curing ages

养护龄期/d	单轴抗压强度/MPa
3	0.953
5	3.246
7	4.475

### 1.3 试验方法与流程

根据矿山充填方案,以灰砂比为1:6,质量浓度为74%,尺寸为70.7 mm×70.7 mm×70.7 mm,制备充填体立方体试样,并将其放置于温度为30℃、湿度

大于95%的环境下进行养护。

试验具体步骤如下:(1)采用 WHY-600 压力机将充填体试样压至失效状态,测试充填体试样的单轴抗压强度。(2)利用压力机对相同配比参数下充填体试件施加加载载荷值不同(3种)、加载时间和

速率相同的静载载荷,随后在第4次加载时将充填体试件压至完全破坏,其中,采用位移控制进行加载,加载速率为 1.0 mm/min。(3)通过计算机存储充填体试件完全压裂后的应力—应变曲线,整体试验流程如图2所示。

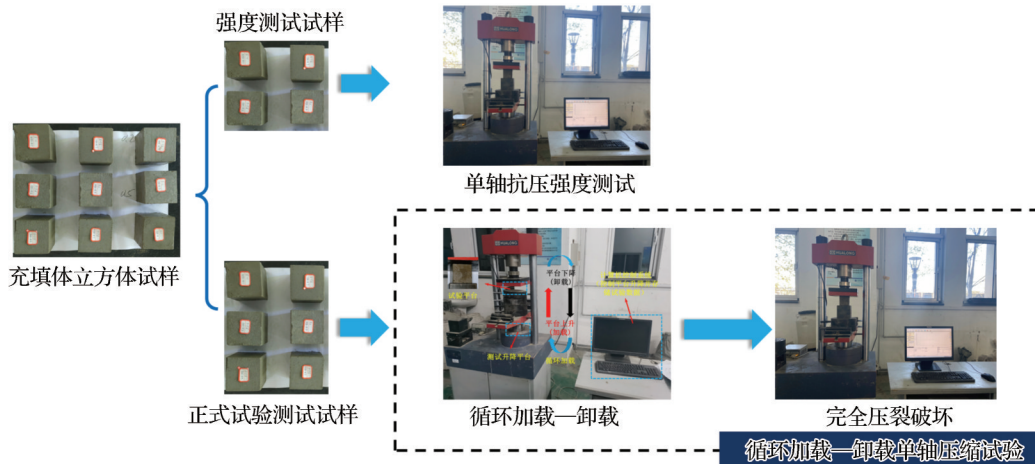


图2 充填体循环加载—卸载试验流程

Fig. 2 Test flow of backfill cyclic loading and unloading

## 2 结果与讨论

### 2.1 单轴抗压强度

经3次循环加载—卸载充填体压损试验,最终获取不同养护龄期、加载梯度与加载时间下充填体的单轴抗压强度,如图3所示。

由图3可以看出,循环加载—卸载作用后,随着养护龄期和加载时间的增加,充填体的单轴抗压强度增大。这是由于充填体内部的胶凝材料水泥在不断发生水化反应,随着养护时间的增加,水化

进程越充分,充填体的单轴抗压强度提升。在循环加载—卸载作用下,充填体内部结构随养护龄期的增加而更加密实,能够抵抗更大的外界载荷,因而当所施加荷载梯度低于充填体的单轴抗压强度时,其承载能力仍随养护龄期的增加而有所增大。与养护龄期不同,随着加载时间的增加,充填体的单轴抗压强度增大但变化趋势降低。即加载时间由 150 s 增加至 300 s 所引起的充填体强度变化幅度高于加载时间由 300 s 增加至 450 s。

随着加载梯度的增加,充填体的单轴抗压强度

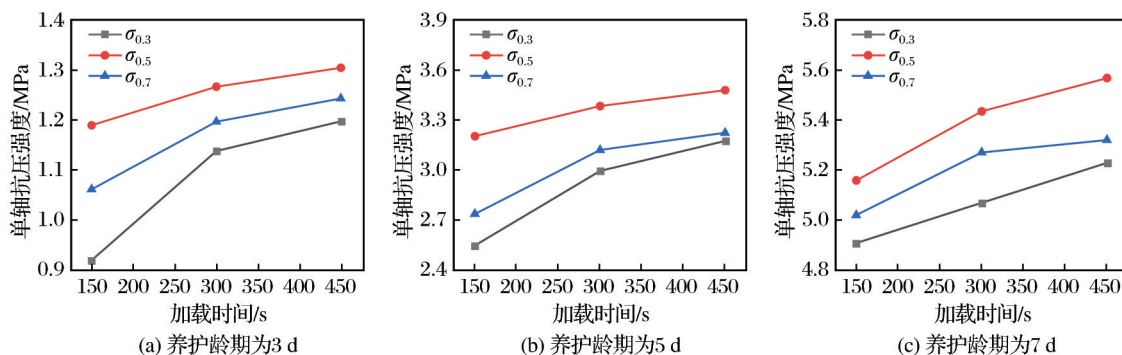


图3 循环加载—卸载后充填体的单轴抗压强度

Fig. 3 Uniaxial compressive strength of backfill after cyclic loading and unloading

先增大后减小,当加载梯度为 $\sigma_{0.5}$ 时,单轴抗压强度有所提升。产生这种现象的原因可能在于充填体经历一定时间的外界静载荷作用时,内部结构将被压密。适当的载荷值可能有利于降低充填体内部孔隙和孔洞,促进了其强度形成与演化。但随着载荷值的增大,超过一定范围后,充填体内部开始产生损

伤效应,其承载能力有所削弱,单轴抗压强度降低。

## 2.2 破裂形态分析

破裂形态是表征充填体受到外界载荷后发生失稳破坏的重要分析因素。为提升分析结构的可靠性,将破裂形态进行二值化处理,经循环加载—卸载后充填体的破裂形态如图4所示。

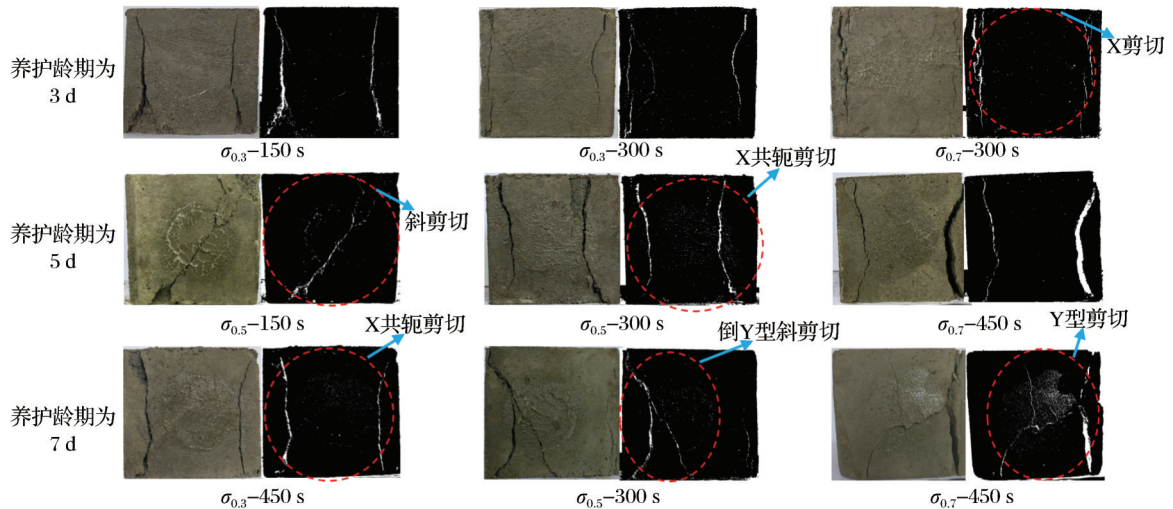


图4 循环加载—卸载后不同试验参数下充填体的破裂形态

Fig. 4 Fracture morphology of backfill under different test parameters after cyclic loading and unloading

由图4可知,循环加载后,充填体在不同养护龄期的破坏模式有所不同,但均为剪切破坏。在不同的养护龄期、加载程度和加载时间条件下,当养护龄期为3 d时,充填体的破坏模式以X型剪切破坏为主,且伴随极少量的共轭破坏模式。当养护龄期为5 d时,充填体的破坏模式首先出现少量的斜剪切破坏,其次基本为X共轭剪切破坏。当养护龄期为7 d时,充填体的破坏模式转变为X共轭剪切、Y型剪切和倒Y型斜剪切3种混合破坏模式,主要表现为Y型剪切。此外,在不同养护龄期下,加载时间和加载梯度越大的充填体试样的表面裂纹数量越多。这是由于加载梯度和加载时间的增加促进了原生裂纹的向内扩展,为裂纹的萌生提供了足够的损伤动力,从而导致充填体试件的整体承载能力减弱。当分别遭受50%、70%和90%单轴抗压强度的初始载荷作用时,内部断口扩展强烈,单轴抗压强度减小幅度更高,此时充填体表现为倒Y型剪切破坏和Y型剪切破坏的混合破坏模式。为进一步总结循环加载—卸载作用对充填体破坏模式的

影响,绘制了不同养护龄期下充填体的破坏模式演化特征,如图5所示。

由图5可知,当养护龄期为3 d、5 d和7 d时,充填体的破坏模式依次由X剪切破坏向以X共轭剪切破坏主导的混合剪切破坏,再向以Y-剪切主导的混合剪切破坏演变。因此,随着养护龄期的增加,尽管适当的循环加载—卸载作用提高了充填体的承载能力,但同时导致充填体的失稳破坏模式增多。

## 2.3 超声波波速特征

超声波波速用于测量充填体内部是否存在初级微裂缝,内部密度的高低由波速的大小来表征。循环加载后,充填体内部经历了多次压密与压缩膨胀过程,即使在适当载荷作用下,也会导致充填体内部萌生新的裂缝。通过超声波波速仪测量了充填体试样在原始状态和每次加载后的超声波波速变化情况,如图6所示。

由图6可知,在不同加载时间和加载梯度条件下,充填体的超声波波速变化较为复杂,且规律不统一。通过深入探讨发现,当加载梯度约小于 $\sigma_{0.5}$

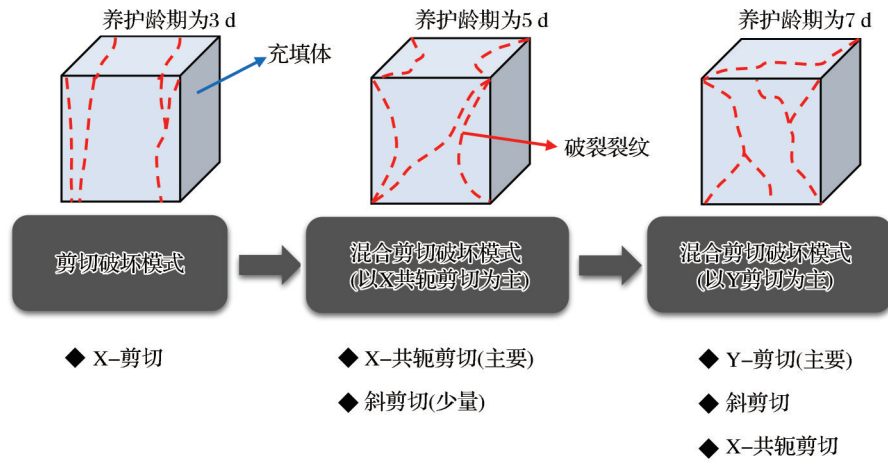


图5 不同养护龄期下充填体循环加载—卸载后破裂模式演化特征

Fig. 5 Evolution characteristics of backfill failure modes after cyclic loading and unloading under different curing ages

时,随着循环加载次数的增加,充填体的超声波波速增大,且在第一次加载后增幅最高,随后有所降低。在该试验参数组合下,充填体的内部密度提高,承载能力增强,单轴抗压强度增大。当加载梯度达到 $\sigma_{0.5}$ 时,随着加载时间和加载次数的增加,充

填体的超声波波速减小,说明外界静载荷导致其内部压缩过度,萌生了新的裂纹和裂隙,导致充填体的结构有所破坏,但随着加载的持续进行,内部的裂纹又得到一定程度的压密,表现为波速缓慢上升的趋势,其值仍小于初始波速。

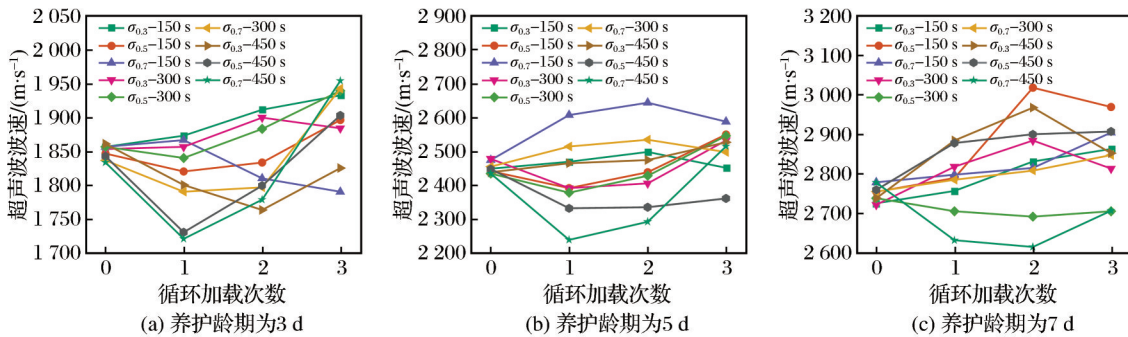


图6 充填体循环加载—卸载后超声波波速变化特征

Fig. 6 Characteristics of ultrasonic wave velocity change of backfill after cyclic loading and unloading

### 3 多级循环加载后充填体单轴抗压强度预测方法

#### 3.1 长短期记忆神经网络结构

长短期记忆(Long short-term memory, LSTM)神经网络结构的重要思想基于细胞状态沿着链式操作传递的线性流,允许信息以相对未经修改的形式传递,最终解决梯度消失的问题。研究单元包括以下4个部分(Dakshith et al, 2016; Shi et al, 2022):

(1)遗忘门:决定细胞状态中的无用处信息丢

弃。经 sigmoid 层决定哪些信息应被遗忘,输出值位于0~1,越接近1表明信息越需要保留,如式(1)所示:

$$f_t = \theta(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

式中: $f_t$ 为当前时间步的遗忘门输出; $W_f$ 为遗忘门的权重矩阵; $h_{t-1}$ 为上一个时间步的隐藏状态; $x_t$ 为当前时间步的输入; $b_f$ 为遗忘门的偏置; $\theta$ 为 sigmoid 激活函数,将值压缩到0和1之间。

(2)输入门:用于分析并决定需要被储存于细胞中的相关信息。通过一个新的 sigmoid 层决定修

正具体数值,经一个 tanh 层创建一个新的候选值向量,如式(2)所示:

$$i_t = \theta(\mathbf{W}_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad \tilde{C}_t = \tanh(\mathbf{W}_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (2)$$

式中: $i_t$ 为输入门的 sigmoid 输出; $\tilde{C}_t$ 为当前候选值,由 tanh 输出; $\mathbf{W}_i$ 、 $\mathbf{W}_c$ 为输入门的权重矩阵; $b_i$ 、 $b_c$ 为输入门的偏置。

(3)细胞状态:算法中核心网络的“记忆”部分,通过时间传递信息。前一状态的信息,经过遗忘门的遗忘和输入门的更新后,形成新的细胞状态,表示为

$$C_t = f_i * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (3)$$

式中: $C_t$ 为当前时间步的细胞状态; $C_{t-1}$ 为上一时间步的细胞状态;\*为元素乘法操作。

(4)输出门:下一个隐藏状态值的决定因素,包含当前单元的输出信息。输出门输出基于细胞状态的过滤信息,用于预测或决策,可表示为

$$o_t = \theta(\mathbf{W}_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (4)$$

式中: $o_t$ 为输出门的 sigmoid 输出; $h_t$ 为当前时间步的隐藏状态; $\mathbf{W}_o$ 为输出门的权重矩阵; $b_o$ 为输出门的偏置。LSTM 的具体神经网络体系如图 7 所示。

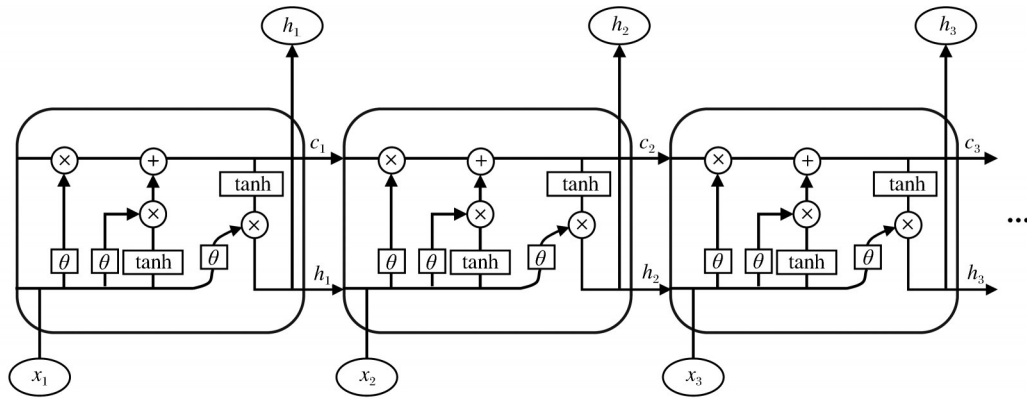


图 7 长短期记忆 (LSTM) 神经网络的运行结构

Fig. 7 Operation structure of Long short-term memory (LSTM) neural network

### 3.2 遗传算法

遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 的优化与分析流程 (He et al, 2024; 郑双进等, 2025; 杨志淳等, 2025) 如下:

(1)初始种群:针对研究问题随机生成一部分候选解作为初始种群。

(2)适应度评估:根据适应度函数评估所有个体的表现能力,如式(5)。其值与被选中概率呈正相关关系。

$$\text{Fitness}(I_i) = f(I) \quad (5)$$

式中: $I_i$ 为个体的表示; $f$ 为适应度函数,用于计算个体表现或质量。

(3)选择:基于个体适应度值,从所建立的初始种群中选择优秀个体遗传到下一代,表示为

$$P(I_i) = \frac{\text{Fitness}(I_i)}{\sum_{j=1}^n \text{Fitness}(I_j)} \quad (6)$$

式中: $P(I_i)$ 为个体  $I_i$  被选择的概率; $n$  为种群中个体

的总数。

(4)交叉与杂交:随机选取一对个体进行交叉操作,即在某一点或多点交换它们的部分基因,产生新的个体。

(5)变异:以较低的概率随机改变个体中的某些基因,增加种群的多样性。

(6)新一代种群:重复选择、交叉和变异过程,生成新的种群,此过程循环多代,直到满足终止条件。

### 3.3 GA-LSTM 模型构建及超参数选取

基于现有文献数据对 GA 各超参数进行范围确定,并以 LSTM 的训练集中的最小均方根误差作为选取超参数的依据进行检验 (Nakhaei et al, 2013; 谭天乐, 2021),如表 3 所示。由表 3 可知,输入层神经元节点数为 3,隐藏层节点数为 8,输出层节点数为 1,染色体长度设定为 22,种群数量为 27,交叉率为 0.75,变异率为 0.01,算法迭代次数为 100。

选取加载时间、加载梯度(加载载荷值的中位

表3 遗传算法的超参数及具体值  
Table 3 Hyperparameters and specific values of genetic algorithm

特征参数	数值
染色体长度	22
种群数量	27
交叉率	0.75
变异率	0.01
迭代次数	100

数代入计算)和养护龄期作为输入变量,以充填体的单轴抗压强度作为输出变量。输入变量的具体值与本文试验值保持一致,共获取27组试验数据。其中,21组数据作为训练样本,其余6组作为测试样本。

### 3.4 预测方法适用性验证

选取均方误差(MSE)、平均绝对误差(MAE)和决定系数( $R^2$ )作为预测模型的误差分析指标。其中,MSE是衡量预测值与真实值之间误差的平方的平均值,用于方法较多的预测误差,对异常值比较敏感;MAE表示预测值与实际值之间绝对差的平均值,它提供了一个更直观的误差衡量,MAE越小,模型的拟合精度越高; $R^2$ 表示模型对目标值方差的解释比例,取值范围为[0,1],且 $R^2$ 越趋近于1,模型越好,计算公式为

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (7)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (8)$$

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

式中: $\hat{y}_i$ 为模型的第*i*个预测值; $y_i$ 为实际的第*i*个预测值; $\bar{y}$ 为实际值的均值。

基于GA-LSTM模型,通过多次迭代后得出充填体的单轴抗压强度预测结果,结合3个误差分析指标计算得出模型的性能参数,如图8所示。

由图8可知,基于GA-LSTM模型的充填体单轴抗压强度训练值与测试值的预测结果均准确可靠。在图8(a)中,训练样本的MSE为3.6652,MAE为1.4678, $R^2$ 为0.9814;在图8(b)中,测试样本的MSE为7.4655,MAE为2.6413, $R^2$ 为0.9466。相较于测试样本的预测结果,训练样本的MSE降低了3.8003,MAE降低了1.1735, $R^2$ 降低了0.0348。尽管测试样本的所有误差分析指标均有所下降,但 $R^2$ 仍高于0.9,表明预测结果准确,可用于充填体的单轴抗压强度预测。

为进一步分析模型的预测效果,绘制了用于回归分析的训练样本与测试样本的边际直方图,如图9所示。

由图9可知,充填体的单轴抗压强度试验值与预测值之间呈斜率为1.2507,截距为-0.04037的线性关系,近似与 $y=x$ 重合,说明GA-LSTM模型较好地捕捉了试验值与预测值之间的关系,整体预测性能较好,再次证明采用GA-LSTM预测充填体的单轴抗压强度结果的准确性和可靠性。结合直方图可知,横轴与纵轴的2个直方图形状较为接近,均

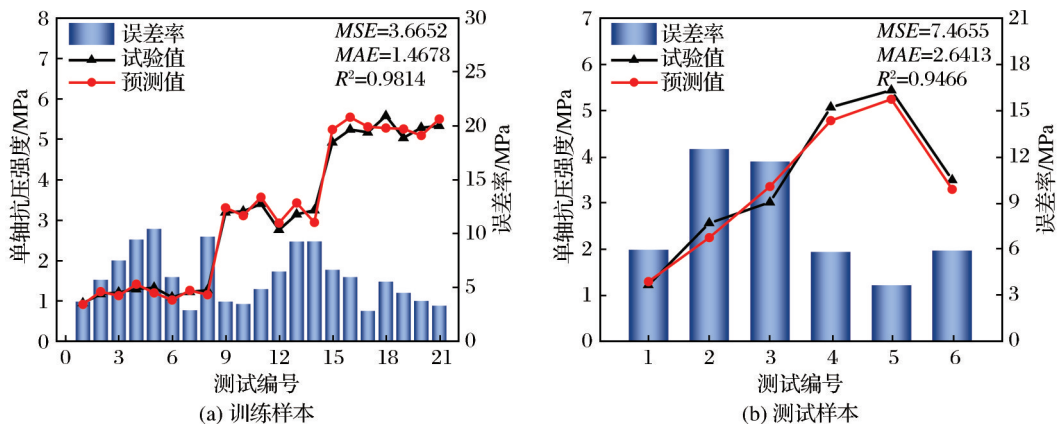


图8 充填体单轴抗压强度试验值与预测值对比验证

Fig. 8 Compared and verified of tested and predicted uniaxial compressive strength of backfill body

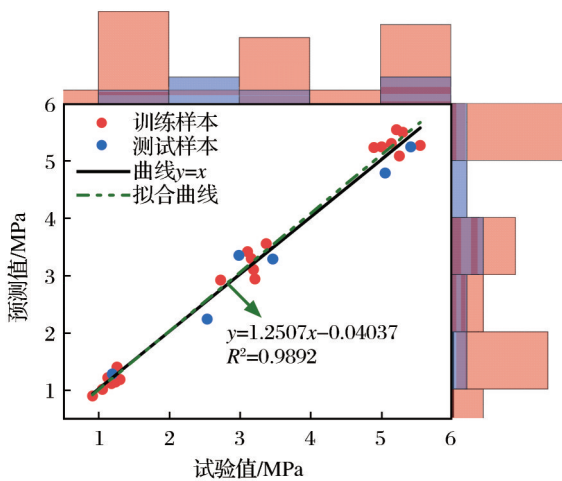


图9 基于GA-LSTM模型充填体单轴抗压强度的预测值与试验值回归分析

Fig. 9 Regression analysis of predicted and tested uniaxial compressive strength of backfill based on GA-LSTM model

为偏态分布,说明预测值的分布较好地反映了实验值的分布。另外,边际直方图显示实验值和预测值的分布为偏态,这可能与充填体内部的孔隙结构有关。

## 4 结论

(1)在多级循环加载—卸载作用下,随着加载时间的增加,充填体的单轴抗压强度增大,但变化趋势逐渐降低。随着加载梯度的增加,单轴抗压强度先增大后减小。当加载梯度为 $\sigma_{0.5}$ 时,有利于提升充填体的静态承载能力。

(2)当养护龄期分别为3 d、5 d和7 d时,充填体的破坏模式依次由X剪切破坏转化为以X共轭剪切破坏主导的混合剪切破坏再到以Y-剪切主导的混合剪切破坏。适当的循环加载—卸载作用提高了充填体的承载能力,但同时致使充填体的失稳破坏模式增多。

(3)当加载梯度约小于 $\sigma_{0.5}$ 时,随着加载次数的增加,试样波波速增大,在第一次加载后增幅最高,随后有所降低;当加载梯度达到 $\sigma_{0.5}$ 时,随着加载时间的增大,试样波速减小,但随着加载持续进行即加载次数的增加,波速呈缓慢上升的趋势,其值仍小于初始波速。

(4)提出了基于GA-LSTM的充填体受多级循

环加载—卸载条件下单轴抗压强度预测方法。经误差分析指标与回归分析发现,预测模型的 $R^2$ 为0.9466,且试验值与预测值之间的关系曲线与 $y=x$ 基本重合,表明预测模型具有较高的适用性和可靠性。

## 参考文献 (References):

- Dakshith R W, Greg Y, 2016. Optimization of the catch bench design using a genetic algorithm [J]. International Journal of Mining Science and Technology, 26(6): 1011-1016.
- Gan D Q, Sun H K, Liu Z Y, et al, 2023. Late mechanical properties and energy evolution mechanism of cemented tailings backfill under early damage [J]. Engineering Failure Analysis, 149: 107249.
- He C D, Sadeghpour H, Shi Y X, et al, 2024. Mapping distribution of fractures and minerals in rock samples using Res-VGG-UNet and threshold segmentation methods [J]. Computers and Geotechnics, 175: 106675.
- Liu Z Y, Gan D Q, Sun H K, et al, 2025. Dynamic impact performance of cemented tailings backfill in a water-bearing environment: coupling effects and damage characteristics [J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 191: 109249.
- Nakhaei F, Mosavi M R, Sam A, 2013. Recovery and grade prediction of pilot plant flotation column concentrate by a hybrid neural genetic algorithm [J]. International Journal of Mining Science and Technology, 23(1): 69-77.
- Shi L L, Zhang J, Zhu Q Z, et al, 2022. Prediction of mechanical behavior of rocks with strong strain-softening effects by a deep-learning approach [J]. Computers and Geotechnics, 152: 105040.
- 程海勇, 吴爱祥, 吴顺川, 等, 2022. 金属矿山固废充填研究现状与发展趋势 [J]. 工程科学学报, 44(1): 11-25.
- Cheng Haiyong, Wu Aixiang, Wu Shunchuan, et al, 2022. Research status and development trend of solid waste backfill in metal mines [J]. Chinese Journal of Engineering, 44(1): 11-25.
- 甘德清, 张雅洁, 刘志义, 等, 2023. 胶结充填体早期损伤对后期力学性能影响机制研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 42(4): 821-832.
- Gan Deqing, Zhang Yajie, Liu Zhiyi, et al, 2023. Study on the mechanism of the influence of early damage of cemented backfill on later mechanical properties [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 42(4): 821-832.
- 郭利杰, 刘光生, 马青海, 等, 2022. 金属矿山充填采矿技术

- 应用研究进展[J].煤炭学报,47(12):4182-4200.Guo Lijie, Liu Guangsheng, Ma Qinghai, et al, 2022. Research progress on mining with backfill technology of underground metalliferous mine[J]. Journal of China Coal Society, 47(12):4182-4200.
- 海龙, 鲍荣涛, 谭世林, 等, 2023. 分层尾砂胶结充填体力学特性及优化试验研究[J]. 黄金科学技术, 31(5):763-772. Hai Long, Bao Rongtao, Tan Shilin, et al, 2023. Experimental study on the mechanical properties of layered tailing sand cemented backfill and optimization[J]. Gold Science and Technology, 31(5):763-772.
- 邱泽良, 郑小龙, 陈军, 等, 2017. 循环荷载作用下胶结充填体声发射特征试验研究[J]. 有色金属科学与工程, 8(4):91-97. Kuang Zeliang, Zheng Xiaolong, Chen Jun, et al, 2017. Experimental study on acoustic emission characteristics of consolidated filling body under cyclic loading[J]. Nonferrous Metals Science and Engineering, 8(4):91-97.
- 李洪宝, 甘德清, 鄂鑫雨, 等, 2021. 尾砂粒度对充填体早期强度影响的试验研究[J]. 金属矿山, 50(3):34-39. Li Hongbao, Gan Deqing, E Xinyu, et al, 2021. Experimental study on the effect of tailings particle size on early strength of cement paste backfill[J]. Metal Mine, 50(3):34-39.
- 刘杰, 白腾飞, 李广波, 等, 2024. 不同胶凝材料充填体强度与水化产物含量的量化关系研究[J]. 黄金科学技术, 32(6):1046-1055. Liu Jie, Bai Tengfei, Li Guangbo, et al, 2024. Research on the quantitative relationship between the uniaxial compressive strength of filling body and amount of hydration products[J]. Gold Science and Technology, 32(6):1046-1055.
- 钱涛, 冯建, 张骥, 等, 2023. 混合尾砂料浆配比优化及其强度特性试验研究[J]. 金属矿山, 52(8):196-204. Qian Tao, Feng Jian, Zhang Ji, et al, 2023. Experimental study on proportion optimization and strength characteristics of mixed tailings slurry[J]. Metal Mine, 52(8):196-204.
- 邱华富, 李宇航, 刘浪, 等, 2025. 循环荷载尾砂胶结充填体声发射特征[J]. 西安科技大学学报, 45(1):74-85. Qiu Huafu, Li Yuhang, Liu Lang, et al, 2025. Acoustic emission characteristics of cemented tailings backfill under cyclic loading[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 45(1):74-85.
- 谭天乐, 2021. 预测与反演交会制导的燃料消耗遗传算法寻优[J]. 宇航学报, 42(12):1542-1549. Tan Tianle, 2021. Optimization of propellant consumption based on genetic algorithm for spacecraft rendezvous under model predictive and inversive control[J]. Journal of Astronautics, 42(12):1542-1549.
- 王树帅, 杨仁树, 李永亮, 等, 2025. 风积沙胶结充填体力学特性与破坏特征研究[J]. 采矿与安全工程学报, 42(2):418-429. Wang Shushuai, Yang Renshu, Li Yongliang, et al, 2025. Study on mechanical properties and failure characteristics of cemented aeolian sand backfill[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 42(2):418-429.
- 王忠昶, 王彦文, 夏洪春, 2022. 不同角度弯管输送料浆不淤流速的研究[J]. 矿冶工程, 42(3):41-45. Wang Zhongchang, Wang Yanwen, Xia Hongchun, 2022. Critical nonsilting velocity of slurry in transportation pipe with different bend angles[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 42(3):41-45.
- 吴琼, 郭进平, 王小林, 等, 2025. 温度效应下胶结充填体动态强度及能量演化特征[J]. 矿冶工程, 45(1):27-34. Wu Qiong, Guo Jinping, Wang Xiaolin, et al, 2025. Effect of temperature on strength and energy evolution characteristics of cemented backfill mass under dynamic loading[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 45(1):27-34.
- 杨志淳, 闵怀东, 杨帆, 等, 2025. 基于卷积双向长短期记忆网络的微网继电保护故障诊断技术[J]. 太阳能学报, 46(1):420-428. Yang Zhichun, Min Huaidong, Yang Fan, et al, 2025. Fault diagnosis technology of relay protection in microgrid based on convolutional bidirectional long short-term memory network[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 46(1):420-428.
- 叶永飞, 张雅楠, 李士超, 等, 2018. 循环荷载下胶结充填体损伤声发射表征[J]. 黄金科学技术, 26(6):819-825. Ye Yongfei, Zhang Yanan, Li Shichao, et al, 2018. Acoustic emission characterization of damage of cemented filling under cyclic loading[J]. Gold Science and Technology, 26(6):819-825.
- 张友锋, 付玉华, 余姚, 2022. 多次冲击下掺膨润土胶结充填体力学特性试验研究[J]. 矿冶工程, 42(1):30-34, 40. Zhang Youfeng, Fu Yuhua, Yu Yao, 2022. Experimental study on mechanical properties of cemented filling body with bentonite under repeated impacts[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 42(1):30-34, 40.
- 郑双进, 江厚顺, 熊梦园, 等, 2025. 基于数据驱动和机理模型的机械钻速预测[J]. 钻采工艺, 48(1):78-87. Zheng Shuangjin, Jiang Houshun, Xiong Mengyuan, et al, 2025. Data driven and mechanistic model based prediction of rate of penetration[J]. Drilling & Production Technology, 48(1):78-87.

## Prediction Method of Uniaxial Compressive Strength of Early Tailings Cemented Backfill Under Multi-Stage Loading and Unloading Cycles

WANG Lihong<sup>1</sup>, YAO Yinpei<sup>2</sup>, LIU Zhiyi<sup>3</sup>

1. *Changsha Research Institute of Mining and Metallurgy Co., Ltd., Changsha 410012, Hunan, China;*

2. *Central South University, Changsha 410083, Hunan, China;*

3. *College of Mining Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063200, Hebei, China*

**Abstract:** To investigate the mechanical properties of early-age cemented tailings backfill under multi-stage cyclic loading, a series of multi-stage cyclic loading-unloading uniaxial compression tests were conducted using a WHY-600 press. The tests considered curing age, loading time, and loading gradient as variables to analyze the uniaxial compressive strength and fracture morphology of the backfill. Additionally, the evolution of wave velocity was examined through ultrasonic wave velocity testing. The findings indicate that the uniaxial compressive strength of the backfill increases with extended loading time. Notably, the strength variation from 150 s to 300 s is more pronounced than that from 300 s to 450 s. Furthermore, as the loading gradient increases, the uniaxial compressive strength initially rises and subsequently declines, suggesting that moderate static load damage enhances the compressive performance of the backfill. At an early stage, the failure mode of the backfill body under the influence of multi-stage cyclic loading and unloading transitions from X shear failure to a mixed shear failure primarily characterized by X conjugate shear failure, and subsequently to a mixed shear failure predominantly governed by Y shear. The loading duration and loading gradient exhibit a significant synergistic effect on the variation in wave velocity of the backfill. Specifically, when the loading duration exceeds 300 seconds and the loading gradient surpasses  $\sigma_{0.5}$ , the wave velocity initially decreases with increasing loading cycles and subsequently recovers to some extent. Utilizing a long short-term memory neural network in conjunction with a genetic algorithm, a predictive model for the uniaxial compressive strength of early tailings consolidated backfill, subjected to multi-stage cyclic loading and unloading, has been developed. Upon validation, the model demonstrates correlation coefficients of 0.9814 and 0.9466, respectively, with a calculation error range of 3.21% to 12.47%, thereby indicating its high applicability and reliability.

**Key words:** filling mining; tailings consolidated backfill; multi-stage cyclic loading and unloading; uniaxial compressive strength; neural network prediction method