超细尾砂充填材料流动性与强度的影响因素分析以及配比预测研究*

林卫星[1,2]，江科[1,2]，龚永超[1,2]，贾皓琦[1,2]，于振建[3]，欧任泽[1,2]，贾月飞[3]

（1.长沙矿山研究院有限责任公司， 湖南 长沙 410012；
2.金属矿山安全技术国家重点实验室， 湖南 长沙 410012；
3.安徽开发矿业有限公司， 安徽 六安市 237191）

摘要：以矿山超细尾砂为试验研究对象，通过坍落度、强度配比试验以及响应面分析法，探究自流和泵送工况下的料浆最佳质量浓度，分析影响充填体试块的抗压强度的关键因素，并采用NGO-BP神经网络模型预测试块强度。结果表明：泵压输送时最佳质量浓度约为74%，自流输送时最佳质量浓度约为70%；灰砂比为1∶4、1∶6、1∶8、1∶20时，所有质量浓度的充填体7 d强度均达到0.8 MPa，28 d强度均达到1.5 MPa，满足强度要求；当灰砂比保持不变时，试块的强度会随着质量浓度的上升和养护龄期的延长而上升，在其他变量保持不变的情况下，灰砂比对试样强度的影响尤为明显，灰砂比越高，试样的强度也就越高；养护7 d时NGO-BP神经网络较BP神经网络预测的平均绝对误差（*MAE*）、平均相对百分比误差（*MAPE*）、均方差（*MSE*）、根均方差（*RMSE*）分别降低了0.47，0.70，0.96，0.66，决定系数（R^2）提高了0.26，NGO-BP神经网络模型可用于指导生产实践的充填配比，为充填配比优化研究提供一种新的思路研究。

关键词：超细尾砂；坍落度；抗压强度；响应面分析法；NGO-BP神经网络预测

中图分类号：TD853.34 **文献标识码**：A **文章编号**：1005-2763(2025)11-0078-10

Analysis of Influencing Factors of Fluidity and Strength for Ultra-Fine Tailings Filling Materials and Prediction of Proportioning

LIN Weixin[1,2], *JIANG Ke*[1,2], *GONG Yongchao*[1,2], *JIA Haoqi*[1,2], *YU Zhenjian*[3], *OU Renze*[1,2], *JIA Yuefei*[3]

(1.Changsha Institute of Mining Research Co., Ltd., Changsha, Hunan 410012, China;
2.State Key Laboratory of Safety Technology of Metal Mine, Changsha, Hunan 410012, China;
3.Anhui Development Mining Co., Ltd., Lu'an, Anhui 237191, China)

Abstract: Taking the ultra-fine mine tailings as the experimental research object, the optimum mass concentration of the slurry under the conditions of gravity flow and pumping was explored through slump tests, strength ratio tests and response surface analysis. The key factors affecting the compressive strength of the backfill were analyzed, and the NGO-BP neural network model was used to predict the strength of the specimen. The results show that the optimum mass concentration is about 74% when the pump pressure is transported, and the optimum mass concentration is about 70% when the gravity flow is transported. When the cement-sand ratio is 1∶4, 1∶6, 1∶8 and 1∶20, the 7 d strength of the backfill at each mass concentration reaches 0.8 MPa, and the 28 d strength reaches 1.5 MPa, which meets the strength requirements. When the cement-sand ratio remains unchanged, the strength of the specimen will increase with the increase of mass concentration and the extension of curing age. When other variables remain unchanged, the effect of cement-sand ratio on the strength of the specimen is particularly obvious. The higher the cement-sand ratio, the higher the strength of the specimen. The average absolute error (*MAE*), average relative percentage error (*MAPE*), mean square error (*MSE*), root mean square error (*RMSE*) predicted by NGO-BP neural network decreases by 0.47, 0.70, 0.96, 0.66, respectively, and the coefficient of determination (R^2) increases by 0.26 compared with BP neural network at 7 d of curing. NGO-BP neural network model can be used to guide the filling ratio of production practice, and provide a new idea for the optimization of filling ratio.

Key words: Ultra-fine tailings, Slump, Compressive strength, Response surface analysis, NGO-BP neural network prediction

---

* **收稿日期**：2024-09-10
基金项目："十四五"国家重点研发计划项目(2023YFC2907404，2023YFC2907201)
作者简介：林卫星(1983—)，男，湖南怀化人，硕士，正高级工程师，主要从事金属矿山采矿工程技术研究。E-mail：lwx09@163.com
通信作者：江科(1992—)，男，湖北天门人，硕士，高级工程师，主要从事矿山绿色开采及安全相关的研究工作。E-mail：Jiangk92@163.com

0 引言

随着经济的持续增长,工业固体废弃物的产生量越来越大,如果得不到合理利用,不仅会占用土地资源、污染环境,还会对生产和生活构成潜在危害[1-3]。因此,如何提高工业固体废弃物的资源化利用率是亟需解决的问题。

我国冶金、矿业、煤电等行业固废排放量巨大,将固废转化为建材,是国家环境保护与资源循环的双重战略需求。尾矿作为矿山生产过程中产生的主要固体废弃物,因其堆存面积庞大、环境污染严重和存在多种安全隐患,已经成为绿色矿山建设中亟需解决的关键问题之一[4-6]。充填采矿法是一种新型采矿方法[7-9],通过将地下矿石采掘过程中产生的废石或尾矿填充到采空区,形成具有一定的支撑力和稳定性的充填体来保护地面地貌和水资源,同时采矿充填法还可以提高矿石回采率,减少废水和废气的排放,降低环境污染。该方法应用范围广,已成为国内外重要的采矿技术。尾砂充填采矿技术可以使用选矿尾砂,并将其转化为充填料浆,然后填充到井下。它不仅能减少尾矿堆积量和土地占用面积,还可以实现对采空区的综合治理。由于成功地解决了尾砂的堆积和处理问题,这一方法得到了越来越多矿山的采纳[10-12]。充填采矿法决定了如何将材料填入采空区,而充填体的长期稳定与支撑能力,则直接取决于其固化后所达到的强度指标。胡凡等[13]利用 BP 神经网络对矿山 4 种尾砂充填体的强度进行了预测,去除误差较大的情况后,预测的充填体 28 d 强度的平均误差为 5.8%。王宗勇等[14]在昆阳磷矿开展了坍落度试验及半工业输送试验,发现在同一灰砂比情况下,充填料浆流动阻力与管道内径成负相关。李创起等[15]对某金属矿山尾砂开展相关试验,分析得出管道输送阻力的关键影响因素,并确定充填料浆的自流输送充填倍线。王楚涵等[16]探究细颗粒尾砂含量对充填体强度的影响,推荐矿山在充填过程中的细颗粒含量约为 50%。甘德清等[17]分析了 5 种尾砂的粒级组成和级配关系,发现尾砂的粒级组成对充填体强度有明显的影响。张国胜等[18]采用响应面法研究了料浆质量浓度、灰砂比对不同养护龄期下的充填体强度的影响,发现料浆质量浓度为 70%～72%、灰砂比为 1∶6～1∶10 时,经济效益最优。周忠斌等[19]以采空区充填后的围岩应力为监测指标,建立一种采空区智能充填神经网络算法,结果表明该算法优于随机森林、决策树和多元线性回归算法。李祥龙等[20]利用 SHPB 装置对 4 种灰砂比的胶结充填体进行冲击,结果表明灰砂比由 1∶6 变化至 1∶8 时,充填体会出现明显的损伤,产生“跃升”现象。

本文主要以安徽某矿山选矿后的超细尾砂为充填材料,研究自流和泵送工况下的料浆最佳质量浓度,分析影响试块抗压强度的关键因素;同时,采用 NGO-BP 神经网络预测试块强度,为充填配比优化研究提供了一种新的思路。

1 尾砂粒径分布

某金属矿山以高分段上向扇形深孔阶段空场嗣后充填法为主回采铁矿体,分两步骤连续回采,将选矿后的尾砂作为充填材料充入采空区。采用充填采矿法可以大幅提高矿山回采率,降低贫化率,防止地表塌陷,控制地表沉降。

对某金属矿山的尾砂粒度进行分析,具体见表 1 和图 1。

表 1 尾砂颗粒含量

Table 1 Particle content of tailings

粒径/μm	分计/%	累计/%
−5	6.54	6.54
−10～+5	8.58	15.12
−20～+10	14.22	29.34
−50～+20	21.99	51.33
−75～+50	9.88	61.21
−100～+75	10.67	71.88
−200～+100	17.24	89.12
−250～+200	1.10	90.22
−300～+250	3.23	93.45
−350～+300	2.01	95.46
−400～+350	3.17	98.63
−500～+400	1.37	100.00

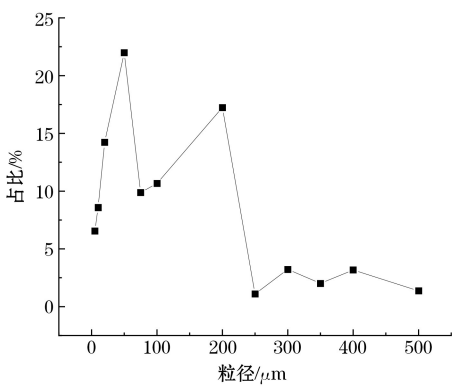


图 1 全尾砂粒度分布

Fig.1 Particle size distribution of unclassified tailings

从表 1 和图 1 可以观察到,选取的全尾砂样本中,粒度都控制在 500 μm 以下,其中全尾砂试样中 −5 μm、−10 μm、−20 μm 的极细颗粒含量分别约为 6.54%、15.12%、29.34%,−75 μm 尾砂含量为 61.21%,由此可判断出此矿山尾砂为超细尾砂。

2 试验分析

2.1 坍落度试验

充填料浆必须具备良好的和易性,以保证获得良好的输送效果。为了保证超细尾砂料浆的性能,特开展坍落度试验。设置灰砂比分别为 1∶4、1∶6、1∶8、1∶20,料浆质量浓度分别为 78%、76%、74%、72%、70%、68%,测试充填料浆的坍落度,具体试验结果见表 2。

表 2 坍落度试验结果

Table 2 Results of slump test

质量浓度/%	灰砂比	坍落度/cm
78	1∶4	9.7
76	1∶4	22.5
74	1∶4	27.0
72	1∶4	28.2
70	1∶4	28.4
68	1∶4	28.8
78	1∶6	10.1
76	1∶6	23.6
74	1∶6	27.5
72	1∶6	28.4
70	1∶6	28.7
68	1∶6	28.8
78	1∶8	10.9
76	1∶8	24.1
74	1∶8	27.7
72	1∶8	28.5
70	1∶8	28.8
68	1∶8	29.0
78	1∶20	11.5
76	1∶20	25.8
74	1∶20	27.9
72	1∶20	28.6
70	1∶20	28.9
68	1∶20	29.1

由表 2 可知,充填料浆坍落度值随料浆质量浓度降低而增加,即充填料浆流动性越来越好,而灰砂比对流动性影响很小。选择泵压输送时充填料浆坍落度值应在 25～27 cm 之间,对应的充填料浆质量浓度约为 74%;选择自流输送时充填料浆坍落度值应在 27～29 cm 之间,对应的充填料浆质量浓度约为 70%。

根据上述坍落度试验结果,将不同灰砂比时尾砂料浆坍落度随质量浓度的变化绘制成曲线,如图 2 所示。

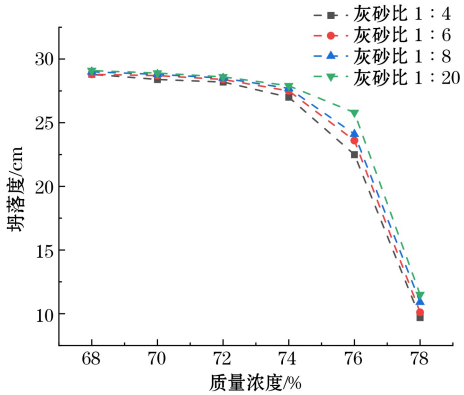


图 2 不同灰砂比的料浆坍落度变化曲线

Fig.2 Slump change curves of slurry with different ceme-sand ratios

由图 2 可知,不同灰砂比时,料浆质量浓度从 78%降到 76%,坍落度变化最大,差值为 12 cm;料浆质量浓度从 72%降至 68%,坍落度较稳定,没有较大变化,保持在 28 cm 左右,此区域浓度适合自流输送。即适合自流输送的质量浓度范围为 68%～72%。

根据表 2 中的试验结果对超细尾砂料浆的经济成本进行计算,限于篇幅,仅以灰砂比为 1∶4 和 1∶20 的料浆为例,具体见表 3 和表 4。

表 3 灰砂比 1∶4 的料浆经济成本

Table 3 Economic costs of slurry with cement-sand ratio of 1∶4

项目	单价	用量	成本/(元/m³)
全尾砂	1 元/t	0.98 t/m³	0.98
水泥	350 元/t	0.326 t/m³	114.10
用电	0.6 元/(kW·h)	3(kW·h)/m³	1.80
用水	0.6 元/m³	0.5 m³/m³	0.30
人工	220 元/(人·班)	0.02(人·班)/m³	4.40
其他			5.00
合计			126.58

表 3 灰砂比 1∶20 的料浆经济成本

Table 3 Economic costs of slurry with cement-sand ratio of 1∶20

项目	单价	用量	成本/(元/m³)
全尾砂	1 元/t	1.24 t/m³	1.24
S3#G 料	450 元/t	0.062 t/m³	27.90
用电	0.6 元/(kW·h)	3(kW·h)/m³	1.80
用水	0.6 元/m³	0.5 m³/m³	0.30
人工	220 元/(人·班)	0.02(人·班)/m³	4.40
其他			5.00
合计			40.64

由表 3 和表 4 可知，灰砂比 1∶4 的充填料浆成本为 126.58 元/m^3、灰砂比 1∶20 的充填料浆成本为 40.64 元/m^3。

2.2　抗压强度试验

提高骨料和胶凝材料的用量均可提高充填体的强度，但从输送角度分析，料浆质量浓度对其流动性影响显著。而胶凝材料的成本一般约占矿山充填成本 80%，若盲目增加胶凝材料的用量，将造成矿山充填成本飙升。因此确定合理的充填配比不仅能保证地下作业人员的安全，还能为企业节约充填成本。

分别以灰砂比 1∶4、1∶6、1∶8、1∶10、1∶12、1∶20，质量浓度为 70%、68%，制作充填体试块，然后进行单轴压缩试验，测试充填体的抗压强度，具体试验结果见表 5 和图 3。

表 5　充填体抗压强度试验结果

Table 5　Test results of compressive strength of backfill

编号	灰砂比	质量浓度/%	抗压强度/MPa		
			3 d	7 d	28 d
1	1∶4	70	2.27	3.97	5.74
2	1∶4	68	1.98	3.33	5.03
3	1∶6	70	1.65	3.14	4.30
4	1∶6	68	1.45	2.38	3.79
5	1∶8	70	1.23	2.21	3.89
6	1∶8	68	1.02	1.89	3.44
7	1∶10	70	1.09	2.01	3.56
8	1∶10	68	0.83	1.56	3.22
9	1∶12	70	0.78	1.74	2.85
10	1∶12	68	0.57	1.23	2.45
11	1∶20	70	0.56	1.37	1.92
12	1∶20	68	0.45	1.22	1.90

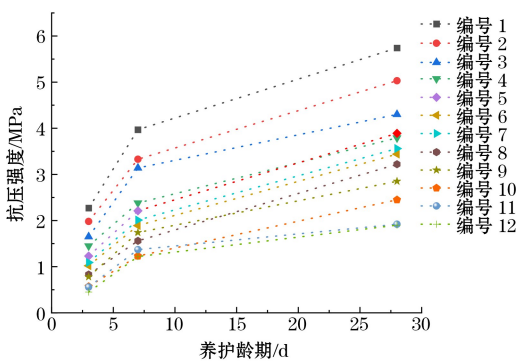


图 3　强度配比试验结果曲线

Fig.3　Curves of experimental results for strength ratio

超细尾砂充填体要求 7 d、28 d 强度分别达到 0.8 MPa、1.5 MPa，由表 5 可知，灰砂比为 1∶4、1∶6、1∶8、1∶10、1∶12、1∶20 时，两种质量浓度的充填体 7 d 强度均达到 0.8 MPa，28 d 强度均达到 1.5 MPa，满足强度要求。

由图 3 可知，在相同质量浓度的条件下，随着灰砂比的减少，试块抗压强度逐渐减小；在灰砂比固定的条件下，随着质量浓度的降低，试块的抗压强度也逐渐减小。当灰砂比较高时（如 1∶4 和 1∶6），尾砂充填体试样的 28 d 强度较高，而随着灰砂比的降低，尾砂充填体试样的强度呈现出较低值，这表明，在一定范围内改变灰砂比能有效提高试样的 28 d 强度，且随着时间的增长，灰砂比越大，试样强度变化越大。

2.3　各因素对强度的影响分析

响应面分析法是通过一系列试验，用多项式函数来确定稳定极限状态函数的方法。通过合理选取试验地点和迭代策略，来保证多项式函数能够在概率上收敛于真实的极限状态函数的失效概率。当真实的极限状态函数非线性程度不大时，线性响应面具有较高的精确度。

影响充填体强度的常见因素包括砂浆的质量浓度、灰砂比以及养护龄期等。通过正交试验方法分析不同因素与充填体抗压强度之间的关系。在确保矿山充填体强度达标的前提下，通过优化充填材料配比和减少胶凝材料的使用量，不仅可以降低生产成本，还能最大限度地提高矿山的经济效益。采用 Design 软件，以灰砂比 A、砂浆质量浓度 B 为影响强度的因素，3 d、7 d、28 d 充填体强度为响应值（分别用 Y_1、Y_2、Y_3 表示），通过分析计算，影响因素与充填体强度之间的回归方程如下：

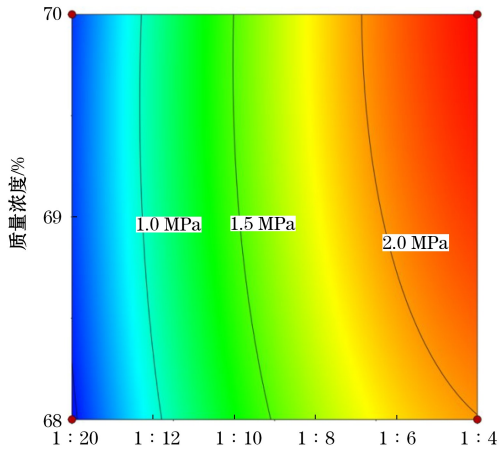
$$Y_1=1.65+0.81A+0.085B+0.045AB-0.285A^2-0.05B^2,R^2=0.999\ 4 \quad (1)$$

$$Y_2=3.14+1.18A+0.23B+0.12AB-0.477A^2-0.19B^2,R^2=0.998\ 6 \quad (2)$$

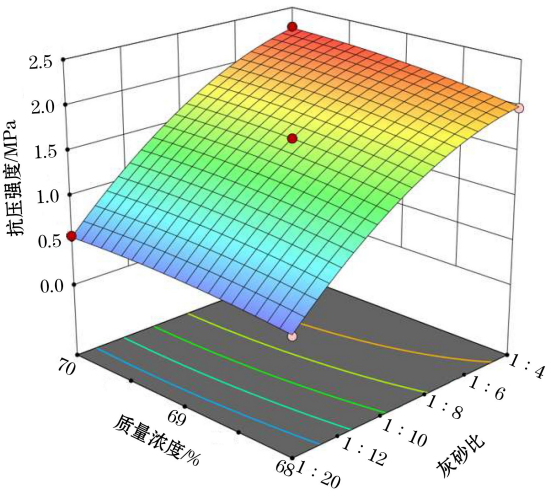
$$Y_3=4.3+1.74A+0.18B+0.17AB-0.52A^2-0.13B^2,R^2=0.999\ 9 \quad (3)$$

根据拟合回归方程，3 个养护龄期下拟合方程回归系数均接近于 1，因此回归方程拟合程度较高。

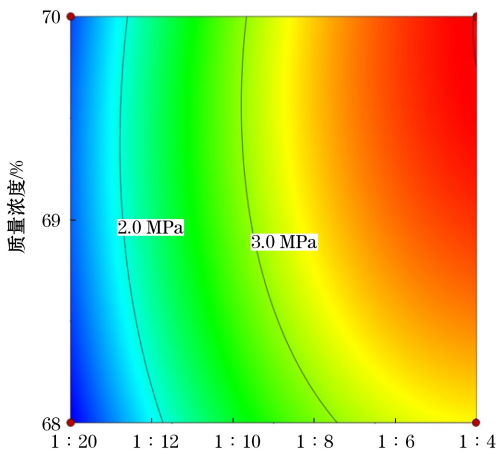
为探究不同因素对充填体强度的非线性动态影响情况，根据已建立的不同养护龄期充填体的非线性回归模型，利用 Design 软件分析建立了养护龄期为 3 d、7 d、28 d 的三维非线性数据模型，结果如图 4 所示。



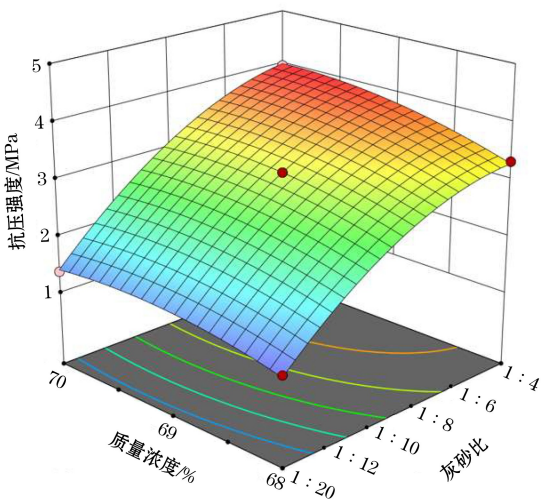
(a) 3 d 等高线图



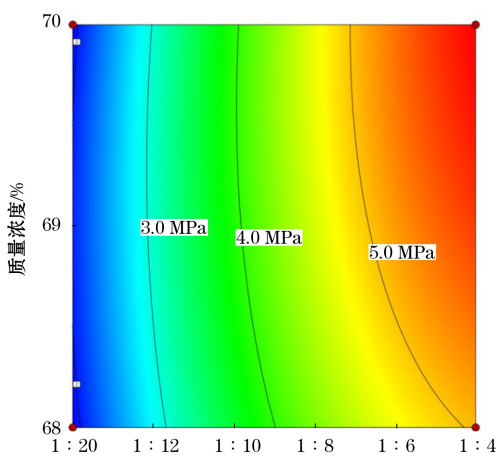
(b) 3 d 响应曲面



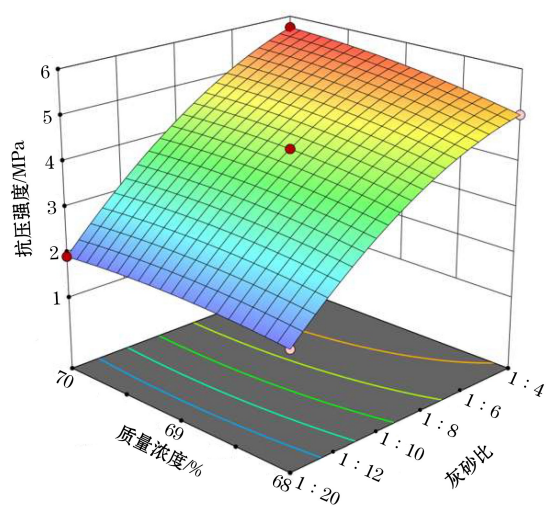
(c) 7 d 等高线图



(d) 7 d 响应曲面



(e) 28 d 等高线图



(f) 28 d 响应曲面

图 4　料浆质量浓度和灰砂比对不同养护龄期充填体抗压强度的影响

Fig.4　Effect of slurry mass concentration and cement-sand ratio on compressive strength of backfill at different curing ages

从图 4 中可以观察到,当灰砂比保持不变时,试块的强度会随着质量浓度的上升和养护龄期的延长而上升。在其他变量保持不变的情况下,灰砂比对试样强度的影响尤为明显,灰砂比越高,试样的强度也就越高。通过增加充填料浆的质量浓度和提高灰砂比,可以有效地增强充填体的强度。

灰砂比较大的试块早期强度发展迅速,后期强度发展稳定,例如,在灰砂比为 1∶4 的试样中,3 d 的强度范围是 1.9～2.2 MPa,7 d 的强度在 3.3～4.0 MPa 之间,而 28 d 的强度则在 5.0～5.8 MPa 之间。7 d 的强度是 3 d 强度的两倍,而 28 d 的强度大约是 7 d 强度的 1.5 倍。在灰砂比和质量浓度相对较低的试样中,早期的强度表现不佳,部分试样在 3 d 内拆模困难。而在 7 d 强度测试中,试样受到压力时变形较大,但随着时间的推移,强度逐渐稳定。例如,灰砂比为 1∶20 的试样,其 3 d 强度范围为 0.45～0.56 MPa,7 d 强度在 1.220～1.337 MPa 之间,而 28 d 强度则在 1.90～1.92 MPa 之间。综上所述,灰砂比、砂浆质量浓度是影响充填体力学性质的关键因素,在一定条件下,多加水泥或提高料浆质量浓度均有利于充填体强度的提高,特别是提高充填体的早期强度。

3 基于 NGO-BP 神经网络模型的充填配比预测研究

3.1 NGO 算法

NGO 算法(北方苍鹰优化算法)主要由确定目标向猎物快速移动发起攻击以及狩猎猎物两部分组成,算法初始过程由式(4)表示。

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,j} & \cdots & x_{1,m} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{i,1} & \cdots & x_{i,j} & \cdots & x_{i,m} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,j} & \cdots & x_{N,m} \end{bmatrix}_{N\times m} \tag{4}$$

式中:$\boldsymbol{X}$ 代表的是一个种群;$x_{i,j}$ 代表第 i 个北方苍鹰第 j 维的位置;N 和 m 代表表示群的成员以及问题变量的数量。

目标函数为:

$$\boldsymbol{F}(X)=\begin{bmatrix} F_1=F(X_1) \\ \vdots \\ F_i=F(X_i) \\ \vdots \\ F_N=F(X_N) \end{bmatrix}_{N\times 1} \tag{5}$$

式中,F_i 为第 i 个解决方案获得的目标函数值。

$$P_i=x_k \tag{6}$$

$$x_{i,j}^{\text{new},P1}=\begin{cases} x_{i,j}+r(l_{i,j}-I\cdot x_{i,j}), F_{P_i}<F_i \\ x_{i,j}+r(x_{i,j}-l_{i,j}), F_{P_i}\geqslant F_i \end{cases} \tag{7}$$

$$x_i=\begin{cases} x_i^{\text{new},P1}, F_i^{\text{new},P1}<F_i \\ x_i, F_i^{\text{new},P1}\geqslant F_i \end{cases} \tag{8}$$

式中:P_i 为第 i 个北方苍鹰对应的猎物位置;x_k 为第 k 个北方苍鹰的位置,F_{Pi} 为第 i 个北方苍鹰对应的猎物位置的目标函数值;$l_{i,j}$ 代表第 i 个北方苍鹰第 j 维度具体位置;$x_i^{\text{new},P1}$、$x_{i,j}^{\text{new},P1}$、$F_i^{\text{new},P1}$ 分别为第 1 个阶段之后第 i 个北方苍鹰新的位置、第 i 个苍鹰第 j 维度新的位置以及第 i 个苍鹰所追求的目标函数;r 代表区间[0,1]里的随机数字;I 代表 1 或者 2 的随机数字,i、k 为区间[0,N]内的随机自然数且 $i\neq k$。

$$x_{i,j}^{\text{new},P2}=x_{i,j}+R(2r-1)x_{i,j} \tag{9}$$

$$R=0.02\left(1-\frac{t}{T}\right) \tag{10}$$

$$x_i=\begin{cases} x_i^{\text{new},P2}, F_i^{\text{new},P2}<F_i \\ x_i, F_i^{\text{new},P2}\geqslant F_i \end{cases} \tag{11}$$

式中:R 代表攻击的半径;t、T 分别代表当前的迭代次数、最大的迭代次数;$x_i^{\text{new},P2}$、$x_{i,j}^{\text{new},P2}$、$F_i^{\text{new},P2}$ 分别为第 2 个阶段更新后第 i 个苍鹰的新位置、第 i 个苍鹰 j 维度的新位置、第 i 个苍鹰的目标函数值。

3.2 NGO-BP 神经网络模型

NGO-BP 神经网络流程如图 5 所示。

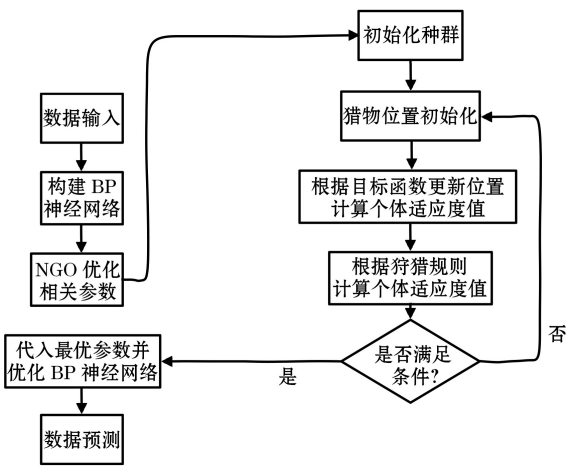


图 5 NGO-BP 神经网络流程

Fig.5 Flow of NGO-BP neural network

具体操作步骤为：

(1) 对 NGO 算法相关参数进行初始化；

(2) 对算法进行迭代，根据最小适应度值进行优化更新种群位置；

(3) 利用最小适应度值及相对应的苍鹰最佳位置对 BP 神经网络进行初始化；

(4) 将训练后的 BP 神经网络对数据进行预测。

3.3 强度配比预测

BP 神经网络需要大量的数据，因此研究又补充了一些强度试验并将试验结果与上述强度试验结果进行总结，具体见表 6。

表 6 不同灰砂比和质量浓度充填体的抗压强度

Table 6 Compressive strength of backfill with different cement-sand ratios and mass concentrations

编号	灰砂比	质量浓度/%	抗压强度/MPa		
			3 d	7 d	28 d
1	1∶2	74	4.36	7.36	8.45
2	1∶4	74	3.73	6.35	7.28
3	1∶6	74	3.56	6.25	7.21
4	1∶8	74	2.98	6.01	7.08
5	1∶10	74	2.78	5.89	6.95
6	1∶12	74	2.45	5.55	6.45
7	1∶20	74	2.11	5.31	6.34
8	1∶2	72	4.15	7.21	8.19
9	1∶4	72	3.67	6.89	7.99
10	1∶6	72	3.42	6.45	7.55
11	1∶8	72	2.85	5.92	6.93
12	1∶10	72	2.63	5.73	6.83
13	1∶12	72	2.39	5.42	6.45
14	1∶20	72	1.98	4.99	5.99
15	1∶2	70	2.68	5.88	6.85
16	1∶4	70	2.27	3.97	5.74
17	1∶6	70	1.65	3.14	4.30
18	1∶8	70	0.97	2.38	3.11
19	1∶10	70	0.89	2.21	3.02
20	1∶12	70	0.78	1.94	2.55
21	1∶20	70	0.56	1.37	1.92
22	1∶2	68	2.01	3.95	5.45
23	1∶4	68	1.98	3.33	5.03
24	1∶6	68	1.45	2.38	3.79
25	1∶8	68	0.83	1.37	2.43
26	1∶10	68	0.75	1.29	2.24
27	1∶12	68	0.56	1.25	2.01
28	1∶20	68	0.45	1.22	1.90
29	1∶2	66	1.95	3.86	4.98
30	1∶4	66	1.35	3.11	4.45
31	1∶6	66	1.07	1.98	4.02
32	1∶8	66	0.75	1.45	3.95
33	1∶10	66	0.65	1.13	3.45
34	1∶12	66	0.25	1.04	3.21
35	1∶20	66	0.19	0.98	3.01

将表 6 中的数据录入到 MATLAB 软件平台中并采用 NGO-BP 神经网络模型进行优化，预测强度配比，具体见图 6 和图 7。

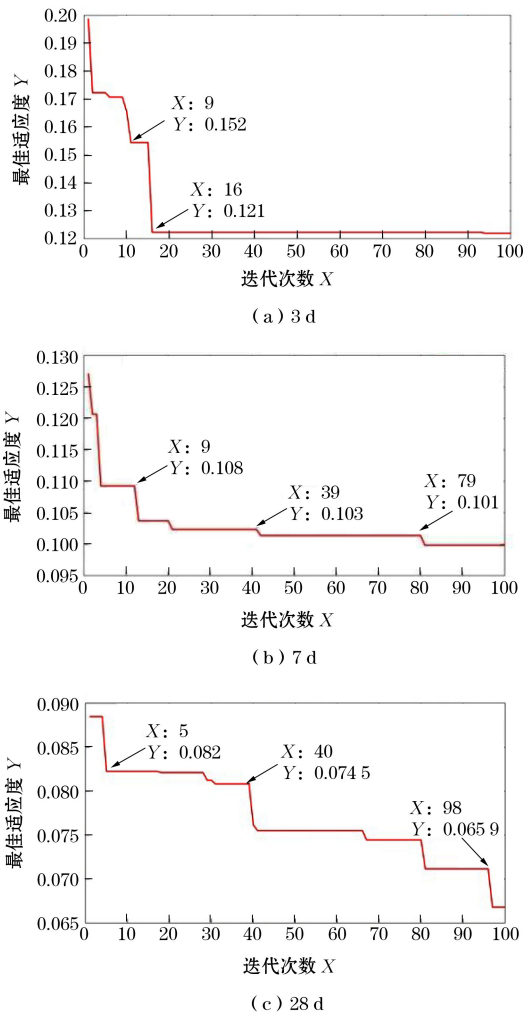
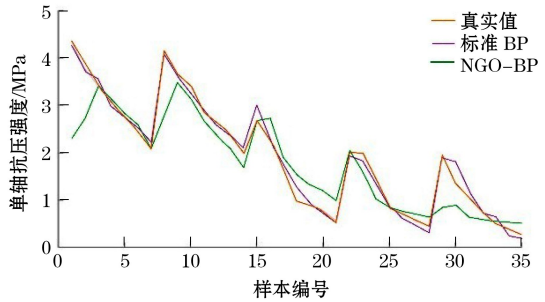


图 6 不同养护龄期下 NGO-BP 神经网络模型的迭代最佳适应度曲线

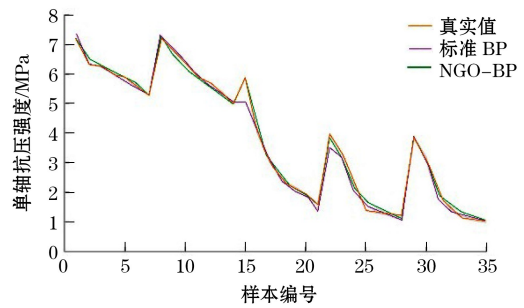
Fig.6 The iterative optimal fitness curves of NGO-BP neural network model under different curing ages

迭代次数是指在进行迭代计算时重复执行的次数，迭代次数决定了算法逼近所需目标或结果的过程长度。迭代的基本概念和目的是通过重复反馈过程，逐步逼近所需的目标或结果。每一次对过程的重复称为一次迭代，而每一次迭代得到的结果会作为下一次迭代的初始值。

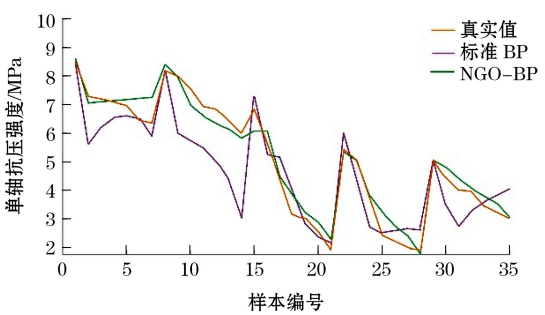
由图 6(c)可知，28 d 的迭代次数(X)为 98 次，在经历 98 次后趋于稳定。NGO-BP 神经网络模型迭代 5 次时的最佳适应度值(Y 值)为 0.082，迭代 40 次时的最佳适应度值为 0.074 5，迭代 98 次时的最佳适应度为 0.065 9。



(a) 3 d



(b) 7 d



(c) 28 d

图 7　不同养护龄期下各模型的预测结果

Fig.7　The prediction results of each model under different curing ages

由图 7 可知,养护 3 d 时,BP 神经网络和 NGO-BP 神经网络单轴抗压强度预测值在 0～5 个样本数中有些许差别,在后续样本数中并无差别;养护 7 d 时所有样本的单轴抗压强度预测值与真实值无太大差别;养护 28 d 时,预测值与真实值相差较大。可见,充填体试块养护时间较长(28 d)时所获得的抗压强度强度预测结果不适合进行预测,在养护 3 d、7 d 时所获得的单轴抗压强度预测值准确性较高。

为了进一步对比 BP 神经网络和 NGO-BP 神经网络的预测结果,引入平均绝对误差(*MAE*)、平均相对百分比误差(*MAPE*)、均方差(*MSE*)、根均方差(*RMSE*)、决定系数(R^2),并将结果进行汇总,具体见表 7。

表 7　不同养护龄期 2 种模型的预测差别

Table 7　Prediction differences between the two models at different curing ages

养护龄期	预测算法	*MAE*	*MAPE*	*MSE*	*RMSE*	R^2
3 d	BP	0.75	0.16	1.13	1.04	0.85
	NGO-BP	0.42	0.09	0.27	0.41	0.97
7 d	BP	0.79	0.77	1.11	1.05	0.73
	NGO-BP	0.32	0.07	0.15	0.39	0.99
28 d	BP	0.84	0.89	1.00	1.00	0.67
	NGO-BP	0.51	0.10	0.35	0.45	0.81

由表 7 可知,养护 28 d 时,NGO-BP 神经网络较 BP 神经网络的预测精度并没有太大提升,而养护 3 d 时,NGO-BP 神经网的预测精度络较 BP 神经网络提升较大,养护 7 d 时提升最大。养护 7 d 时,NGO-BP 神经网络的平均绝对误差(*MAE*)、平均相对百分比误差(*MAPE*)、均方差(*MSE*)、根均方差(*RMSE*)较 *BP* 神经网络分别降低了 0.47,0.70,0.96,0.66,决定系数(R^2)提高了 0.26。

研究结果显示,NGO-BP 神经网络模型预测的数据与试验后得到的真实数据的变化趋势相当一致,其相对误差较小。因此该预测模型具有较高的真实性,表明 NGO-BP 神经网络模型对充填强度配比预测研究具有较好的实用性和适用性,为充填配比优化研究提供了一种新的思路。

4　结论

(1) 对尾砂进行坍落度试验,得出选择泵压输送的充填料浆坍落度值应为 25～27 cm,对应充填料浆质量浓度约为 74%,选择自流输送时充填料浆坍落度值应在 27～29 cm 之间,对应充填料浆质量浓度约为 70%。

(2) 对尾砂充填体进行单轴压缩试验得出,灰砂比为 1∶4、1∶6、1∶8、1∶20 时,所有质量浓度的充填体 7 d 强度均达到 0.8 MPa,28 d 强度均达到 1.5 MPa,满足强度要求。在相同质量浓度的条件下,随着灰砂比的减少,试块抗压强度逐渐减少;当灰砂比一定的条件下,随着质量浓度的降低,试块的抗压强度也逐渐减少。当灰砂比较高时(如 1∶4 和 1∶6),尾砂充填体试样的 28 d 强度较高。

(3) 采用响应面法,构建了 3 d、7 d、28 d 充填体强度的回归分析模型,进一步探讨砂浆质量浓度、灰砂比等多个变量对充填体强度产生的影响。研究表明,3 d、7 d、28 d 充填体强度的回归模型的拟合方程回归系数均接近于 1,因此回归方程拟合程度较

高。当灰砂比保持不变时,试块的强度会随着质量浓度的上升和养护龄期的延长而上升。在其他变量保持不变的情况下,灰砂比对试样强度的影响尤为明显,灰砂比越高,试样的强度也就越高。灰砂比、砂浆质量浓度是影响充填体力学性质的关键因素,在一定条件下,多加水泥或提高料浆质量浓度均有利于充填体强度的提高,特别是提高充填体的早期强度。

(4) 采用 BP 和 NGO-BP 神经网络模型对不同灰砂比和质量浓度下的充填体的 3 d、7 d、28 d 强度进行预测,养护 7 d 时 NGO-BP 神经网络预测较 BP 神经网络的平均绝对误差(*MAE*)、平均相对百分比误差(*MAPE*)、均方差(*MSE*)、根均方差(*RMSE*)分别降低了 0.47,0.70,0.96,0.66,决定系数(R^2)提高了 0.26。NGO-BP 神经网络模型可用于指导生产实践的充填配比,为充填配比优化研究提供了一种新的思路研究。

参考文献(References):

[1] 贾倩,刘彬彬,於方,等.我国尾矿库突发环境事件统计分析与对策建议[J].安全与环境工程,2015,22(2):92-96+101.
JIA Qian, LIU Binbin, YU Fang, et al. Statistics analysis and management suggestion for the emergent environmental accident of tailing pond in China [J]. Safety and Environmental Engineering,2015,22(2):92-96+101.

[2] 邹文佳,张淇翔,石林,等.江西某铜矿排土场与尾矿库重金属释放规律及其对地下水的污染风险[J].有色金属工程,2016,6(1):90-94.
ZOU Wenjia, ZHANG Qixiang, SHI Lin, et al. Release rules and groundwater contamination risk of heavy metals from dump and tailings pond of a copper mine in Jiangxi[J]. Nonferrous Metals Engineering,2016,6(1):90-94.

[3] 龚树峰,史学伟.铁矿废石及尾矿的综合利用技术[J].金属材料与冶金工程,2014,42(3):49-53.
GONG Shufeng, SHI Xuewei. Comprehensive utilization of waste rocks and tailings of iron ore[J]. Metal Materials and Metallurgy Engineering, 2014,42(3):49-53.

[4] 仇荣亮,仇浩,雷梅,等.矿山及周边地区多金属污染土壤修复研究进展[J].农业环境科学学报,2009,28(6):1085-1091.
QIU Rongliang, QIU Hao, LEI Mei, et al. Advances in research on remediation of multi-metal contaminated soil in mine and surrounding area[J]. Journal of Agro-Environment Science, 2009,28(6):1085-1091.

[5] 赵兵朝,翟迪,杨啸,等.基于黄土膏体充填材料配比优化试验研究[J].矿业研究与开发,2020,40(3):50-55.
ZHAO Bingchao, ZHAI Di, YANG Xiao, et al. Experimental study on proportion optimization of loess paste filling materials [J]. Mining Research and Development, 2020,40(3):50-55.

[6] 吴其珍,杨安富.剑麻对铁矿尾矿库土壤修复的试验研究[J].安徽农业科学,2009,37(33):16490-16493.
WU Qizhen, YANG Anfu. Research on soil remediation with sisals in iron mine tail stock[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences,2009,37(33):16490-16493.

[7] 裴启涛,陈建宏,王子哲,等.胶结充填技术在矿山的应用[J].矿业快报,2008(5):92-94.
PEI Qitao, CHEN Jianhong, WANG Zizhe, et al. Application of cemented filling technology in mines[J]. Express Information of Mining Industry,2008(5):92-94.

[8] 王新民,赵彬,张钦礼.全废料胶结充填的可行性研究[J].湖南科技大学学报(自然科学版),2008(2):111-114.
WANG Xinmin, ZHAO Bin, ZHANG Qinli. Feasibility study of cementatlon backfilling with the whole flotsam[J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition),2008(2):111-114.

[9] 王贤来,姚维信,王虎,等.矿山废石全尾砂充填研究现状与发展趋势[J].中国矿业,2011,20(9):76-79.
WANG Xianlai, YAO Weixin, WANG Hu, et al. The directions of R & D on backfill with waste rock and total tailings in underground mine[J]. China Mining Magazine, 2011,20(9):76-79.

[10] 杨超.采矿工程中充填采矿技术及应用[J].世界有色金属,2023(22):68-70.
YANG Chao. Filling mining technology and its application in mining engineering [J]. World Nonferrous Metals, 2023 (22):68-70.

[11] 李文臣,郭利杰,许文远.尾砂胶结充填体试样早期强度原位监测探索研究[J].中国矿业,2018,27(8):139-143.
LI Wenchen, GUO Lijie, XU Wenyuan. Exploratory study on early strength in-situ monitoring of cemented tailing backfill sample[J]. China Mining Magazine, 2018, 27 (8): 139-143.

[12] 张正亚,邢振贤,王青峰.外加剂对黄河泥沙制备煤矿充填料性能的影响[J].矿业研究与开发,2017,37(4):92-94.
ZHANG Zhengya, XING Zhenxian, WANG Qingfeng. Effect of admixtures on the coal mine filling materialsprepared by the Yellow River sediment[J]. Mining Research and Development,2017,37(4):92-94.

[13] 胡凡,彭亮,仵峰峰,等.基于 BP 神经网络模型的充填体强度值预测[J].有色金属(矿山部分),2021,73(6):60-65.
HU Fan, PENG Liang, WU Fengfeng, et al. Prediction of filler strength values based on BP neural network models [J]. Nonferrous Metals(Mine Section), 2021,73(6):60-65.

[14] 王宗勇,李树建,李宏亮,等.基于昆阳磷矿二矿充填材料特性试验研究[J].采矿技术,2023,23(4):180-187.
WANG Zongyong, LI Shujian, LI Hongliang, et al. Experimental study on the characteristics of filling materials based on the second mine of Kunyang Phosphate Mine[J]. Mining Technology,2023,23(4):180-187.

[15] 李创起,祝鑫,彭亮,等.某矿山高浓度胶结充填材料试验研究[J].矿业研究与开发,2022,42(5):15-20.
LI Chuangqi, ZHU Xin, PENG Liang, et al. Experimental study on high-concentration cemented filling material in a mine[J]. Mining Research and Development, 2022, 42(5): 15-20.

[16] 王楚涵,韩亮,田晓曦,等.细颗粒尾砂含量对充填体强度影响的试验研究[J].矿业研究与开发,2019,39(5):99-103.
WANG Chuhan, HAN Liang, TIAN Xiaoxi, et al. Experimental study on the effect of fine particle tailings content on the strength of filling body[J]. Mining Research and Development, 2019, 39(5): 99-103.

[17] 甘德清,韩亮,刘志义,等.尾砂粒级组成对充填体强度特性影响的试验研究[J].化工矿物与加工,2017,46(4):57-61.
GAN Deqing, HAN Liang, LIU Zhiyi, et al. Experimental study on effect of particle size compositions of tailings on strength characteristics of filling body [J]. Industrial Minerals & Processing, 2017, 46(4): 57-61.

[18] 张国胜,张雄天.全尾砂胶结充填材料强度影响因素分析及配比预测研究[J].金属矿山,2021(12):112-117.
ZHANG Guosheng, ZHANG Xiongtian. The study on strength influence factors and proportion prediction of cemented tailings filling materials [J]. Metal Mine, 2021 (12): 112-117.

[19] 周忠斌,梁卫国,郭凤岐,等.煤矿采空区智能充填深度神经网络算法[J].太原理工大学学报,2024,55(2):223-230.
ZHOU Zhongbin, LIANG Weiguo, GUO Fengqi, et al. Deep neural network algorithm of intelligent backfilling in goaf [J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2024, 55(2): 223-230.

[20] 李祥龙,李强,王建国,等.胶结充填体冲击破坏及损伤演化数值模拟研究[J].北京理工大学学报,2022,42(7):733-740.
LI Xianglong, LI Qiang, WANG Jianguo, et al. Numerical simulation of impact failure and damage evolution of cemented backfill [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2022, 42(7): 733-740.