某矿戈壁砂-尾砂协同胶结充填体力学与流变性能研究及神经网络预测模型优化*

凡杰[1,2]，江科[1,2,3]，刘硕[3]，何磊[4]，彭亮[1,2]，马维清[4]，吕伟鹏[1,2]，刘伟[1,2]

(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.武汉理工大学 资源与环境工程学院， 湖北 武汉 430070；
4.中国华冶科工集团有限公司， 北京 100176)

摘要：针对某矿尾砂产量不足导致充填成本高、工艺稳定性差的问题，研究了戈壁砂-尾砂协同充填体的力学与流变性能，探讨了料浆质量浓度(74%、76%、78%)、灰砂比(1∶6、1∶8、1∶10、1∶12)、戈壁砂掺量(0、10%、20%、30%)及养护龄期(3 d、7 d、14 d、28 d)对充填体抗压强度及充填料浆输送阻力的影响。基于MATLAB平台构建了的随机森林(RF)与卷积神经网络(CNN)模型，预测了充填体抗压强度。结果表明：充填体单轴抗压强度随着料浆质量浓度、养护龄期和灰砂比的增大而提高，随着戈壁砂掺量的增大先逐渐提高后趋于稳定；充填料浆输送阻力随着料浆质量浓度的提高而增大，随着戈壁砂掺量的增大呈现出先减小后增大的变化趋势；综合充填体单轴抗压强度和料浆输送阻力可知，戈壁砂的最优掺量为20%。在神经网络模型中，CNN模型预测精度优于RF模型，其决定系数R^2=0.970 34，平均绝对误差MAE=0.101 81，预测值与试验值之间的误差为0～10.53%。研究结果可为同类型矿山低品位骨料的协同利用与充填成本的降低提供参考。

关键词：戈壁砂-尾砂协同胶结充填体；力学特性；输送阻力；神经网络；预测分析

中图分类号：TD853.34 **文献标识码**：A **文章编号**：1005-2763(2025)12-0083-08

Study on Mechanical and Rheological Properties of Gobi Sand-Tailings Synergistic Cemented Filling Body in a Mine and Optimization of Neural Network Prediction Model

FAN Jie[1,2], *JIANG Ke*[1,2,3], *LIU Shuo*[3], *HE Lei*[4], *PENG Liang*[1,2], *MA Weiqing*[4], *LYU Weipeng*[1,2], *LIU Wei*[1,2]

(1.Changsha Institute of Mining Research Co., Ltd., Changsha, Hunan 410012, China;
2.State Key Laboratory of Safety Technology for Metal Mines, Changsha, Hunan 410012, China;
3.School of Resources and Environmental Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan, Hubei 430070, China;
4.China Huaye Group Co., Ltd., Beijing 100176, China)

Abstract: Aiming at the problem of high filling cost and poor process stability caused by insufficient tailings production in a mine, the mechanical and rheological properties of Gobi sand-tailings synergistic filling body were studied. The effects of slurry mass concentration (74%, 76%, 78%), cement-sand ratio (1∶6, 1∶8, 1∶10, 1∶12), Gobi sand content (0, 10%, 20%, 30%) and curing age (3 d, 7 d, 14 d, 28 d) on the compressive strength of filling body and the transport resistance of filling slurry were discussed. Based on the MATLAB platform, the Random Forest (RF) and Convolutional Neural Network (CNN) models were constructed to predict the compressive strength of the filling body. The results show that the uniaxial compressive strength of filling body increases with the increase of slurry mass concentration, curing age and cement-sand ratio, and increases first and then tends to be stable with the increase of Gobi sand content. The transport resistance of filling slurry increases with the increase of slurry mass concentration, and decreases first and then increases with the increase of Gobi sand content. According to the uniaxial compressive strength of the filling body and the slurry transport resistance, the optimal content of Gobi sand is 20%. In the neural network model, the prediction accuracy of the CNN model is better than that of the

* **收稿日期**：2024-12-20
基金项目：中国五矿集团有限公司全国重点实验室专项资金项目(2024GZKJ04)
作者简介：凡杰(1989—)，男，湖南衡阳人，硕士，工程师，主要从事矿山绿色开采及安全管理工作。E-mail:381944380@qq.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管理工作。E-mail:Jiangk92@163.com

RF model, determination coefficient $R^2=0.970\ 34$, the average absolute error $MAE=0.101\ 81$, and the error between the predicted value and the experimental value is 0 - 10.53%. The research results can provide reference for the collaborative utilization of low-grade aggregate and the reduction of filling cost in the same type of mines.

Key words: Gobi sand-tailings synergistic cemented filling body, Mechanical property, Transport resistance, Neural network, Predictive analysis

0 引言

充填采矿法是将矿山开采过程中产生的固体废料(主要是尾砂)回填至采空区的一种采矿方法[1-2]。近年来,该方法在金属矿山行业中得到了广泛应用,且在减少地表沉降和控制采场地压方面发挥了重要作用。充填料浆的可输送性[3-6]和充填体的强度及稳定性是该技术的关键,既要能将充填料顺利输送到井下空区,又要能支撑围岩和控制地压,以便为后续回采作业提供稳定的顶板或工作平台。

目前,学者们针对充填料浆流动特性开展了众多试验研究,包括流变仪、L 管试验、环管试验、工业试验以及数值模拟等,并取得了丰富的成果[7-8]。传统的充填体强度测试方法多依赖于单轴抗压强度试验,随着试验手段的不断进步,国内外学者引入了三轴压缩试验、直剪试验以及扫描电镜(SEM)等微观结构分析方法,能够更全面地评估充填体的强度特性和失效机理[9-11]。这些方法提供了更加精确的力学性能数据,有助于揭示充填体在不同环境条件下的力学特性,但在实际应用中,仍主要以充填体单轴抗压强度来表征其力学性能。

充填体强度和流变性的室内试验通常耗费大量的人力物力资源。为此,学者们提出了多种预测方法。刘恒亮等[12]、徐淼斐等[13]、董越等[14]、何荣军等[15]基于神经网络模型开展了充填体强度预测研究并取得了一定的优化效果,特别是在充填料浆配比优化方面。然而,这些研究大多采用了单目标优化策略,缺乏对多目标优化问题的深入探讨。此外,还有许多模型未能系统整合单因素与多因素的拟合分析及充分的相关性检验[16-18],导致预测误差较大,限制了模型的可行性和实际应用价值。

某矿山受矿石品位低和选矿工艺限制,尾砂产量难以满足充填需求,导致充填作业面临原料短缺的难题。若单独使用尾砂,不仅无法满足需求,还会增加胶凝材料消耗和充填成本。为降低充填成本并保证工艺稳定性,该矿引入加工后的戈壁集料作为补充骨料,以缓解尾砂短缺问题。同时,通过优化料浆配比,以提高料浆的输送性能及充填体强度和稳定性。

本文以该矿采用的戈壁砂-尾砂混合物为研究对象,开展了戈壁砂-尾砂协同胶结充填体的力学特性与流变性研究,并结合神经网络模型进行了充填体性能的预测分析。通过单因素控制试验和相关性检验,揭示了各因素对充填料浆流变性和充填体强度的影响规律,基于此构建并验证的 MATLAB 神经网络模型能够在多种条件下高精度预测充填体抗压强度,为后续工程中快速确定充填体强度影响因素提供量化手段,同时为类似矿山建立充填体强度预测模型提供了新思路。

1 试验材料及测试方法

1.1 试验材料与仪器

试验所用充填骨料包括尾砂和戈壁砂,其中尾砂全部取自该矿原生矿开采产生的废渣,经自然晒至气干状态后混合均匀,装袋备用,粗骨料为矿山周边戈壁砂,经破碎处理后粒径控制在 5 mm 以内。胶凝材料采用矿山现行使用的 P·O 42.5 水泥,试验用水采用该矿生产用水。参照《土工试验方法标准》(GB/T 50123—2019)相关要求,对尾砂及戈壁砂的基本物理性质进行测定,结果见表 1。

表 1 充填骨料基本物理性质测试结果

Table 1 Test results of basic physical properties of filling aggregate

充填骨料	真密度/(t/m³)	堆积密度/(t/m³)	松散孔隙率/%	密实孔隙率/%
尾砂	3.10	1.75	62.15	43.55
戈壁砂	2.63	1.94	40.84	31.07

尾砂粒级分布曲线如图 1 所示。由图 1 可知,尾砂样品粒径在 211.044 μm 以下,粒径小于 74 μm(-200 目)颗粒占比为 96%左右,尾砂粒径小于 7.637 μm 的颗粒占比约为 50%,中间粒径占比较多,两端粒径占比较小,级配良好。破碎后戈壁集料的粒径组成见表 2。由表 2 可知,2.5~5 mm 粒径的戈壁集料占 22.92%,1.0~2.5 mm 粒径的戈壁集料占 21.21%,0.5~1.0 mm 粒径的戈壁集料占 6.62%,0.5 mm 以下粒径的戈壁集料占 21.70%。

加工后戈壁集料的粒径分布属于间断级配的充填骨料，为实现膏体充填，需要膏体料浆在管道中呈现结构流，在低流速或零流速时，不产生离析沉降，破碎后戈壁集料不适合单独使用，需要添加尾砂混合，以确保充填料中有足够多的细颗粒含量，一般要求－20 μm 细颗粒含量大于 15%。

试验中使用的主要设备包括：HM-5030 压力试验机，用于测试充填体单轴抗压和抗拉强度；Mastersizer 3000 激光粒度分析仪，用于分析尾砂和水泥的粒径分布；精度不低于 0.01 g 的电子秤；JBY-40B 型标准养护箱，用于试块的养护；NRJ-411A 型水泥胶砂搅拌机，用于料浆的均匀混合。

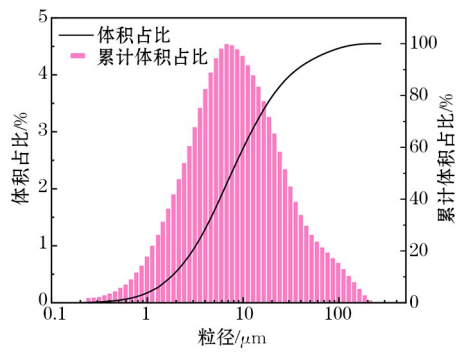


图 1　尾砂粒级分布

Fig.1　Particle size distribution of tailings

表 2　破碎筛分后戈壁集料粒级分布

Table 2　Partiole size distribution of Gobi aggregate after crushing and screening

粒径/mm	体积占比/%	累计体积占比/%
5～8	27.55	100.00
2.5～5	22.92	72.45
1.0～2.5	21.21	49.53
0.5～1.0	6.62	28.32
0.16～0.5	7.47	21.70
0.025～0.16	6.65	14.23
－0.025	7.58	7.58

1.2　试验测试方法

参照《全尾砂膏体充填技术规范》(GB/T 39489—2020)，确定充填料浆质量浓度分别为 78%、76%、74%，以 1∶6、1∶8、1∶10 和 1∶12 的灰砂比，以及 0、10%、20%和 30%的戈壁砂添加比进行配比试验。按照设计配制分别称取一定质量的尾砂、戈壁砂、水泥和水，加入搅拌桶内进行充分搅拌，制备成充填料浆，然后浇入规格为 7.07 cm×7.07 cm×7.07 cm 的三联试模中，并将标准三联试模放置在标准养护箱内养护。参照《水泥胶砂强度检验方法(ISO 法)》(GB/T 17671—2021)进行试块制备及养护，待试块凝固后脱模，继续置于标准养护箱内养护，养护条件设为：温度(20±2) ℃，湿度 90%。养护龄期达到 3 d、7 d、14 d 和 28 d 后，分别进行单轴抗压强度测试，每组取 3 个试块，以其平均值作为最终强度。

2　试验结果

为了更清晰地反映料浆流变性与充填体强度之间的耦合关系[19]，减少不必要的试验工作量，在进行 L 管流变试验时，灰砂比只选择 1∶6 和 1∶12，结合料浆实际输送需要，选定管道内径为 150 mm、流量为 100 m^3/h 进行阻力计算。同步制作不同质量浓度、不同戈壁砂掺量的戈壁砂-尾砂充填料浆及对应试块。以灰砂比、戈壁集料掺量、料浆质量浓度为变量，通过 L 型管道自流输送试验，测定充填料浆的屈服应力 τ_0 和黏性系数 μ，从而得到料浆输送阻力，试验结果见表 3。待试块养护至规定龄期后，按照充填体强度试验测试方法进行单轴抗压强度测试，试验结果见表 4。

表 3　L 管流变试验结果

Table 3　Results of L tube rheological tests

戈壁砂掺量/%	灰砂比	料浆质量浓度/%	料浆输送阻力/(MPa/km)	屈服应力/Pa	黏性系数 η/(Pa·s)
30	1∶6	74	0.938 9	14.546 9	0.188 6
		76	0.885 1	23.542 5	0.021 5
		78	1.419 6	35.203 2	0.075 1
	1∶12	74	0.925 5	12.655 5	0.212 7
		76	1.007 4	24.951 2	0.053 8
		78	1.988 5	47.933 5	0.040 2
20	1∶6	74	0.494 3	8.470 6	0.086 4
		76	0.688 3	19.018 1	0.005 4
		78	1.794 2	36.799 5	0.304 2
	1∶12	74	0.376 2	8.241 3	0.037 2
		76	0.757 2	15.089 1	0.098 7
		78	1.163 3	32.232 4	0.007 7
10	1∶6	74	0.382 6	9.125 9	0.026 0
		76	0.591 5	16.542 5	0.001 5
		78	0.765 8	21.367 1	0.002 7
	1∶12	74	0.929 7	13.295 9	0.204 4
		76	0.639 9	16.242 6	0.027 9
		78	1.114 3	31.227 5	0.001 8
0	1∶6	74	0.393 6	5.368 3	0.090 7
		76	0.357 7	9.281 1	0.012 4
		78	1.094 9	29.253 7	0.024 5
	1∶12	74	0.298 3	5.345 3	0.048 4
		76	0.607 1	8.874 7	0.130 4
		78	0.800 0	11.834 9	0.169 6

表 4 单轴抗压强度试验结果

Table 4 Results of uniaxial compressive strength tests

序号	戈壁砂掺量/%	灰砂比	料浆质量浓度/%	试块各龄期强度/MPa			
				3 d	7 d	14 d	28 d
1	30	1∶6	78	1.47	2.47	3.79	5.09
2		1∶6	76	1.25	1.93	2.86	3.72
3		1∶6	74	1.24	1.86	2.41	2.87
4		1∶8	78	1.29	1.51	2.23	2.98
5		1∶8	76	0.93	1.39	2.03	2.43
6		1∶8	74	0.86	1.22	1.86	2.02
7		1∶10	78	0.78	1.28	1.77	2.92
8		1∶10	76	0.61	1.04	1.56	2.71
9		1∶10	74	0.32	0.77	1.65	2.51
10		1∶12	78	0.67	1.18	1.41	1.67
11		1∶12	76	0.42	0.51	1.12	1.35
12		1∶12	74	0.17	0.47	1.07	1.20
13	20	1∶6	78	1.87	2.66	3.76	5.20
14		1∶6	76	1.56	2.27	3.04	3.89
15		1∶6	74	1.39	1.96	2.84	3.22
16		1∶8	78	1.49	1.75	2.47	3.18
17		1∶8	76	0.87	1.36	1.90	2.48
18		1∶8	74	0.80	1.22	1.65	2.26
19		1∶10	78	0.94	1.67	2.41	2.98
20		1∶10	76	0.76	1.35	1.95	2.34
21		1∶10	74	0.55	0.83	1.27	1.72
22		1∶12	78	0.76	1.33	1.52	1.88
23		1∶12	76	0.48	0.65	1.17	1.79
24		1∶12	74	0.37	0.59	1.23	1.61
25	10	1∶6	78	1.43	1.80	2.18	2.77
26		1∶6	76	1.10	1.30	1.44	2.30
27		1∶6	74	0.72	0.86	1.21	1.57
28		1∶8	78	0.81	1.33	1.80	2.67
29		1∶8	76	0.65	1.20	1.48	2.20
30		1∶8	74	0.57	0.84	0.91	1.24
31		1∶10	78	0.58	1.73	2.10	2.67
32		1∶10	76	0.42	0.95	1.13	1.53
33		1∶10	74	0.31	0.86	1.01	1.17
34		1∶12	78	0.53	0.88	1.17	1.68
35		1∶12	76	0.34	0.72	0.97	1.23
36		1∶12	74	0.28	0.56	0.78	1.01
37	0	1∶6	78	0.59	1.15	1.45	1.89
38		1∶6	76	0.57	0.97	1.20	1.70
39		1∶6	74	0.42	0.62	0.80	1.10
40		1∶8	78	0.51	0.68	0.73	1.03
41		1∶8	76	0.38	0.47	0.66	0.89
42		1∶8	74	0.33	0.41	0.57	0.82
43		1∶10	78	0.34	0.42	0.56	0.83
44		1∶10	76	0.23	0.33	0.42	0.73
45		1∶10	74	0.28	0.22	0.31	0.58
46		1∶12	78	0.22	0.45	0.48	0.84
47		1∶12	76	0.15	0.23	0.36	0.52
48		1∶12	74	0.12	0.16	0.25	0.51

3 分析与讨论

3.1 充填体输送阻力分析

根据 L 管自流输送试验数据,绘制料浆输送阻力分析图(见图 2)。由图 2 可知,随着料浆质量浓度的增加,投影点的高度逐渐升高,表明料浆输送阻力随料浆质量浓度的提高而增大。分析认为,料浆质量浓度越高,料浆中固体颗粒的含量越大,输送阻力也随之增大。

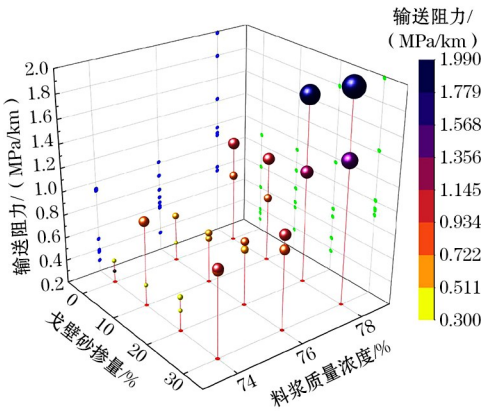


图 2 料浆输送阻力变化趋势

Fig.2 Change trend of slurry conveying resistance

此外,在戈壁砂掺量为 0～30%范围内,随着戈壁砂掺量的增加,料浆输送阻力呈现出先减小后增大的变化趋势。其原因在于少量戈壁砂的加入减少了尾砂细颗粒之间的摩擦力,从而降低料浆整体输送阻力。但随着戈壁砂掺量的进一步增加,戈壁砂颗粒逐渐占据更多体积,大颗粒戈壁集料与细颗粒尾砂之间的相互作用增强,导致料浆黏度大幅升高,从而使料浆输送阻力反向增大[20]。此外,较高的灰砂比和水泥掺量也会导致料浆黏度增大,最终表现为输送阻力增加。

3.2 充填体强度影响因素分析

对戈壁砂掺量为 0～30%,灰砂比为 1∶6、1∶12,料浆质量浓度为 74%、76%、78%的充填体试样的单轴抗压强度进行分析,结果如图 3 所示。

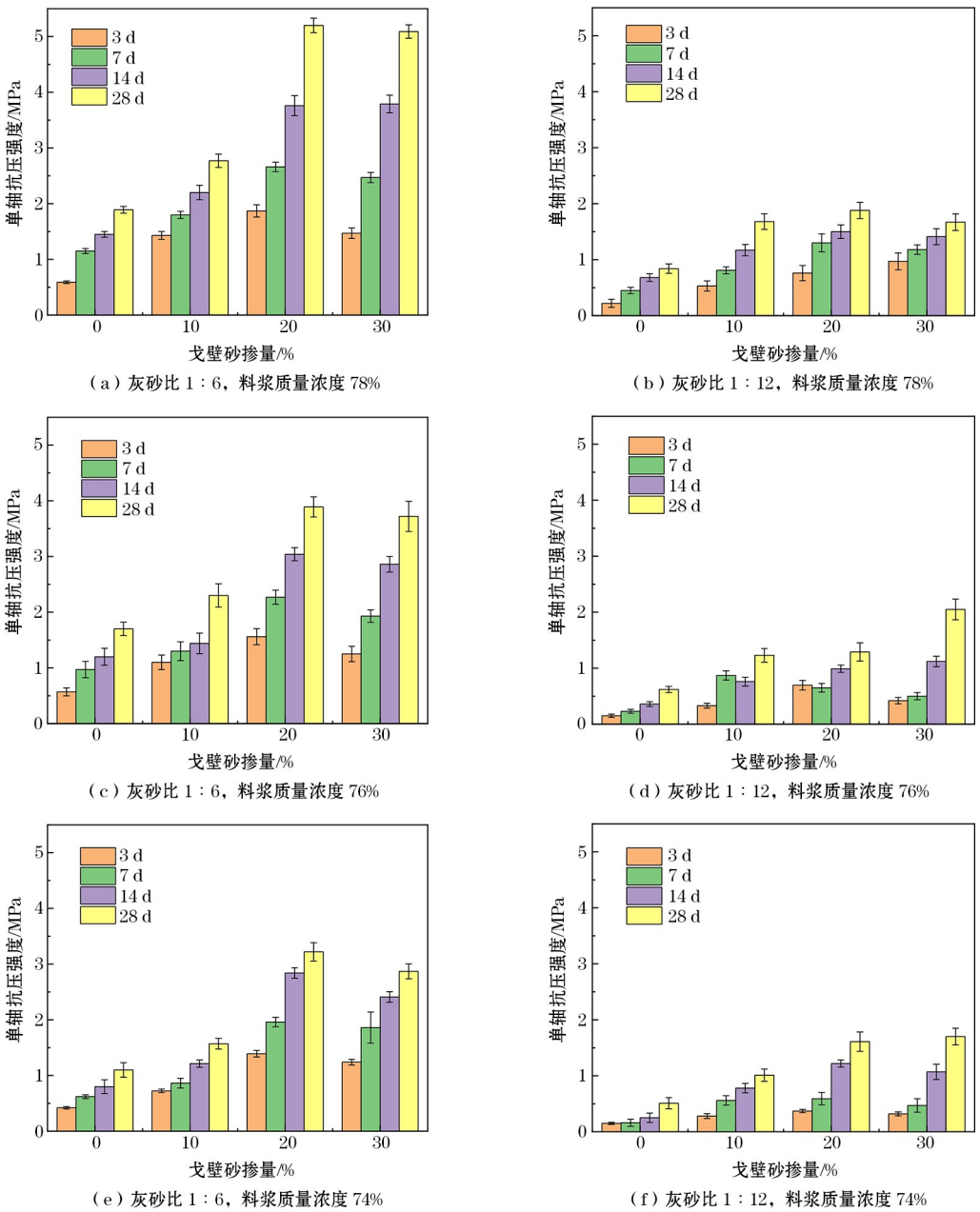
从图 3 可以看出,养护龄期对充填体单轴抗压强度有显著影响,在相同试验条件下,充填体的抗压强度随养护龄期增加而增大,主要原因是胶凝材料水化反应逐渐深入,形成了高强度的 C-S-H 凝胶。

随着戈壁砂掺量增加,充填体单轴抗压强度先增加后趋于稳定。分析认为,戈壁砂的添加改善了充填体结构稳定性和骨架作用,显著增强了充填体抗压强度;但当戈壁砂掺量过多时,颗粒间的相互作用失效,孔隙率增加,导致充填体抗压强度趋于平缓甚至下降。

随着料浆质量浓度降低,充填体单轴抗压强度显著减小。这是因为料浆质量浓度较低时,骨料掺

量较少，充填体内部结构疏松、孔隙率增大，其整体强度削弱，易发生破裂或塑性变形。此外，料浆质量浓度较低时，充填体中的水分和未反应成分也影响充填体强度稳定性，导致其抗压强度波动。

综上所述，戈壁砂的加入在一定程度上降低了料浆的黏结强度和流动性，表现为输送阻力先减小后增大。因此，适量的戈壁砂掺量可优化料浆流动性能。



(a) 灰砂比 1∶6，料浆质量浓度 78%　(b) 灰砂比 1∶12，料浆质量浓度 78%

(c) 灰砂比 1∶6，料浆质量浓度 76%　(d) 灰砂比 1∶12，料浆质量浓度 76%

(e) 灰砂比 1∶6，料浆质量浓度 74%　(f) 灰砂比 1∶12，料浆质量浓度 74%

图 3　戈壁砂-尾砂充填体单轴抗压强度变化趋势

Fig.3　Change trend of uniaxial compressive strength of Gobi sand-tailings filling body

3.3　流变特性与充填体力学性能的耦合关系讨论

对比表 3 与表 4 可知，料浆输送阻力与充填体抗压强度间存在显著耦合效应，料浆质量浓度与戈壁砂掺量在调控充填体强度的同时，也对其流变行为产生显著影响。分析认为，料浆质量浓度升高会使料浆屈服应力与黏度显著增大，导致输送阻力升高；而固相含量增加可促进水化生成更多 C-S-H 凝胶，提升充填体结构的致密度，最终使充填体抗压强度同步提高。

从戈壁砂掺量来看，当掺量处于 10%～20%区间时，料浆体系中的颗粒级配最优，粗细颗粒形成良好的骨架支撑结构，孔隙率降低，既能保障料浆具备

良好流动性,又能使充填体实现较高抗压强度,达成“流动-强度”平衡。而当戈壁砂掺量超过 20%时,粗颗粒占比过高会破坏“孔隙-水泥浆”体系的连续性,且细颗粒不足以填充粗颗粒间隙,不仅导致料浆流变性降低,还会使充填体强度明显下降。因此,戈壁砂的最优掺量为 20%。

4 神经网络预测模型分析

本研究选择灰砂比(X_1)、料浆质量浓度(X_2)、戈壁砂掺量(X_3)和养护龄期(X_4)作为 4 个输入变量参数,以平均单轴抗压强度(Y)为输出参数。为优化神经网络的训练过程,随机抽取 30 组数据作为测试集,其余数据作为训练集。使用 MATLAB 软件构建了随机森林(Random Forest, RF)和卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)两种神经网络模型[21-23],并进行性能对比分析。通过模型训练与学习,结合试验数据对比模型预测结果与实际试验结果的偏差,同时选取决定系数 R^2 和平均绝对误差(MAE)作为评价指标,验证两种模型的预测准确性。

4.1 RF 模型预测

RF 模型是一种基于决策树的集成学习方法,属于有监督的机器学习算法。其基本流程包括随机采样、构建决策树、集成决策树、进行预测以及评估模型性能。RF 模型通过从原始训练集中随机有放回地抽取多个子集(即 Bootstrap 抽样),构建多个子数据集,并利用这些子数据集分别训练决策树。通过对大量决策树的预测结果进行分类和回归分析,来提高模型的预测精度。该方法通过集成多个决策树的预测结果,可有效避免单一决策树易过拟合的问题,提升了模型的泛化能力。

图 4 为 RF 模型的影响因素重要性排序。由图 4 可知,灰砂比对充填体强度的影响最大,其次是戈壁砂掺量,料浆质量浓度对充填体强度的影响最小。测试集数据的决定系数 $R^2=0.901\ 27$,平均绝对误差 $MAE=0.147\ 95$。图 5 为 RF 模型误差曲线,可以直观地反映预测结果和实际结果之间的误差。由图 5 可知,预测误差随着决策数目的增加而降低,最后稳定在 0.008 左右,预测精度得到显著提升。需注意的是,尽管预测结果与实际值整体较为接近,但仍存在一定误差,部分数据区间出现了与真实值不符的凹凸点。这表明 RF 模型在某些情况下未能完全捕捉到数据的复杂性,推测是由于模型的拟合能力在特定数据场景下存在局限性。因此,需进一步优化模型结构或采用其他方法来改善预测精度。

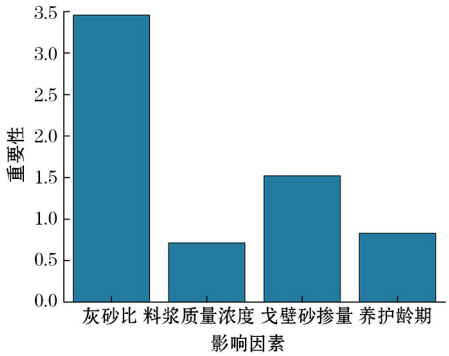


图 4 RF 模型的影响因素重要性排序

Fig.4 Importance ranking of influencing factors of RF model

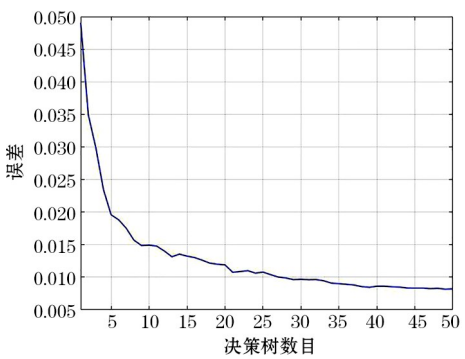


图 5 RF 模型误差曲线

Fig.5 Error curve of RF model

4.2 CNN 模型预测

CNN 模型由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层组成。CNN 模型训练流程如图 6 所示,卷积层通过卷积操作自动提取输入数据的特征,池化层则对提取的特征进行下采样,以减少数据的维度和计算量,全连接层将提取到的特征映射到输出空间,随即生成预测结果,最后经过回归后输出预测值。在此过程中,数据平铺操作将卷积层的多维输出转换为一维向量,以便将其输入到全连接层,卷积层是 CNN 模型的核心部分,负责特征提取。模型包含 4 个自变量,卷积核大小设定为 3×3。为提高模型训练准确性,在每次训练前都会随机打乱数据集,初始学习率设置为 0.01,训练次数为 2 400 次,每经过 600 次训练后,学习率下降 50%。

经过 CNN 模型训练后,测试集数据的决定系数 $R^2=0.970\ 34$,平均绝对误差 $MAE=0.101\ 81$。真实值与 CNN 模型得到的预测值曲线如图 7 所

示。由图 7 可知，预测值与真实值之间的误差较小，未出现明显的偏差或异常波动，表明 CNN 模型的预测能力较好。

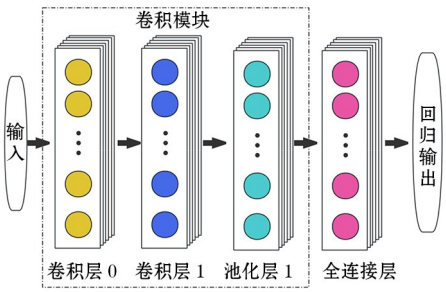


图 6 CNN 模型训练流程

Fig.6 Training process of CNN model

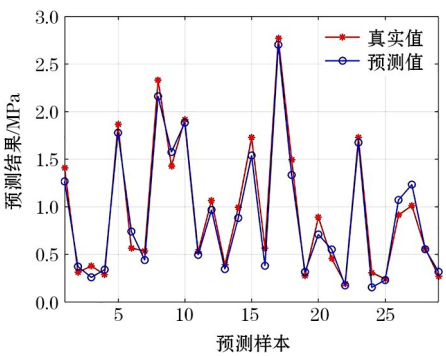


图 7 真实值与 CNN 模型预测值的曲线

Fig.7 Curves of ture value and predicted value of CNN model

选取表 4 中的 6 组试验所得单轴抗压强度，与 CNN 模型及 RF 模型得出的预测值进行对比分析，计算试验值与预测值之间的误差并取绝对值，结果见表 5。从表 5 可以看出，在不同配比条件下，CNN 模型预测值与试验值之间的最小误差为 0，最大误差为 10.53%；而 RF 模型预测值与试验值之间的最小误差为 3.57%，最大误差为 12.28%。因此，CNN 模型的误差率更小，其预测准确性明显高于 RF 模型。

表 5 预测样本数据结果

Table 5 Results of predicted sample data

灰砂比	质量浓度/%	戈壁砂掺量/%	养护龄期/d	试验值/MPa	CNN 模型		RF 模型	
					预测值/MPa	误差/%	预测值/MPa	误差/%
1∶10	78	10	3	0.58	0.55	5.17	0.52	10.34
1∶6	76	0	3	0.57	0.63	10.53	0.64	12.28
1∶10	76	30	7	1.04	0.96	7.69	1.16	11.54
1∶12	74	30	3	0.17	0.16	5.88	0.18	5.88
1∶12	74	10	3	0.28	0.28	0.00	0.27	3.57
1∶10	74	0	3	0.28	0.29	3.57	0.30	7.14

5 结论

(1) 本文研究分析了灰砂比、戈壁砂掺量、料浆质量浓度和养护龄期对充填体单轴抗压强度的影响。结果表明，充填体单轴抗压强度随着料浆质量浓度、养护龄期和灰砂比的增大而提高，随着戈壁砂掺量的增加先逐渐增大后趋于稳定。

(2) 充填料浆输送阻力随着料浆质量浓度的提高而增大，随着戈壁砂掺量的增大呈现出先减小后增大的变化趋势。综合充填体单轴抗压强度和料浆输送阻力研究结果可知，戈壁砂的最优掺量为 20%。

(3) 神经网络预测模拟结果表明，CNN 模型的决定系数 $R^2=0.970\ 34$，平均绝对误差 $MAE=0.101\ 81$；RF 模型的决定系数 $R^2=0.901\ 27$，$MAE=0.147\ 95$。CNN 模型得到的预测值与真实值之间的误差较小，预测能力较好，该模型能够为矿山充填配比的优化提供有效指导，从而在降低充填成本的同时，确保充填料浆输送过程的稳定性。

(4) 通过对比分析单轴抗压强度试验结果与 CNN 模型和 RF 模型得到的预测值，得出 CNN 模型预测值与试验值之间的误差为 0～10.53%，RF 模型预测值与试验值之间的误差为 3.57%～12.28%，进一步验证了 CNN 模型的预测准确性更高。

参考文献(References)：

[1] 吴爱祥，王洪江.金属矿膏体充填理论与技术[M].北京：科学出版社，2015：263-288.
WU Aixiang, WANG Hongjiang. Theory and technology of paste filling in metal mine[M]. Beijing: Science Press, 2015: 263-288.

[2] 于润沧.我国胶结充填工艺发展的技术创新[J].中国矿山工程，2010，39(5)：1-3.
YU Runcang. Development and innovation of cemented filling technology in China[J]. China Mine Engineering, 2010, 39(5): 1-3.

[3] 张静，刘再涛，李永新，等.全尾砂和废石联合胶结充填体最佳配比及应用[J].矿冶工程，2020，40(3)：10-14+19.
ZHANG Jing, LIU Zaitao, LI Yongxin, et al. Optimum proportion of total tailings and waste rock for cemented backfill and its practical application [J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2020, 40(3): 10-14+19.

[4] 张修香.矿山废石-尾砂高浓度充填料浆的流变特性及多因素影响规律研究[D].昆明：昆明理工大学，2016.
ZHANG Xiuxiang. Study on the rheological properties and multi factor influence of high concentration filling slurry of mine waste rock tailings[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2016.

[5] 甘德清,孙海宽,刘志义,等.金属矿山充填料浆管道输送理论研究20a进展与展望[J].金属矿山,2025(1):9-26.
GAN Deqing, SUN Haikuan, LIU Zhiyi, et al. Research progress and prospects of cemented tailings backfill slurry pipeline transport theory in metal mine for 20 years[J]. Metal Mine,2025(1):9-26.

[6] 陈寅,郭利杰,邵亚平,等.粗骨料膏体充填料浆流变特性与管道输送阻力计算[J].中国矿业,2018,27(12):178-182.
CHEN Yin, GUO Lijie, SHAO Yaping, et al. Rheological properties of coarse aggregare paste slurry and caculation of resistance in pipeline transportation[J]. China Mining Magazine,2018,27(12):178-182.

[7] 李公成,王洪江,吴爱祥,等.基于倾斜管试验的膏体自流输送规律[J].中国有色金属学报,2014,24(12):3162-3164.
LI Gongcheng, WANG Hongjiang, WU Aixiang, et al. Gravity transport law of paste based on inclined pipe experiment[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2014,24(12):3162-3164.

[8] 蔡嗣经,黄刚,吴迪,等.尾砂充填料浆流变性能模型与试验研究[J].东北大学学报(自然科学版),2015,36(6):882-886.
CAI Sijing, HUANG Gang, WU Di, et al. Experimental and modeling study on the rheological properties of tailings backfill[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science),2015,36(6):882-886.

[9] 陈秋松,张钦礼,王新民,等.全尾砂似膏体管输水力坡度计算模型研究[J].中国矿业大学学报,2016,45(5):901-906.
CHEN Qiusong, ZHANG Qinli, WANG Xinmin, et al. Pipeline hydraulic gradient model of paste-like unclassified tailings backfill slurry[J]. Journal of China University of Mining & Technology,2016,45(5):901-906.

[10] 卞继伟,张钦礼,王浩.基于L管试验的似膏体管流水力坡度模型[J].中国矿业大学学报,2019,48(1):23-28.
BIAN Jiwei, ZHANG Qinli, WANG Hao. Pileline hydraulic gradient model of paste-like based on L-pipe exeriments[J]. Journal of China University of Mining & Technology,2019, 48(1):23-28.

[11] 王继红,张腾飞,王树刚,等.水平管道内固液两相流流动特性的CFD模拟[J].化工学报,2011,62(12):3399-3404.
WANG Jihong, ZHANG Tengfei, WANG Shugang, et al. Numerical simulation of liquid-solid slurry flow in horizontal pipeline[J]. CIESC Journal,2011,62(12):3399-3404.

[12] 刘恒亮,张钦礼,王新民,等.全尾砂充填体正交-BP神经网络强度预测[J].金属矿山,2016(1):47-50.
LIU Hengliang, ZHANG Qinli, WANG Xinmin, et al. Strength prediction of unclassified tailing backfilling based on orthogonal-BP neural network[J]. Metal Mine,2016(1):47-50.

[13] 徐淼斐,高永涛,金爱兵,等.基于超声波波速及BP神经网络的胶结充填体强度预测[J].工程科学学报,2016,38(8):1059-1068.
XU Miaofei, GAO Yongtao, JIN Aibing, et al. Prediction of cemented backfill strength by ultrasonic pluse velocity and BP neural network[J]. Chinese Journal of Engineering, 2016,38(8):1059-1068.

[14] 董越,杨志强,高谦.正交试验协同BP神经网络模型预测充填体强度[J].材料导报,2018,32(6):1032-1036.
DONG Yue, YANG Zhiqiang, GAO Qian. Strength forecasting of backfilling materials by BP neural network model collaborated with orthogonal experiment[J]. Materials Reports,2018,32(6):1032-1036.

[15] 何荣军,杜运夯,吴再生.基于MMAS-BP神经网络的粉煤灰膏体管道输送水力坡度预测[J].煤矿安全,2018,49(6):217-220.
HE Rongjun, DU Yunhang, WU Zaisheng. Prediction of hydraulic gradient of fly ash paste pipeline transportation based on MMAS-BP neural network[J]. Safety in Coal Mines,2018,49(6):217-220.

[16] ARMAGHANI D J, MOHAMAD E T, NARAYANASAMY M S, et al. Development of hybrid intelligent models for predicting TBM penetration rate in hard rock condition[J]. Tunnelling and Underground Space Technology,2017,63:29-43.

[17] HASSAN W H. Application of a genetic algorithm for the optimization of a location and inclination angle of acut off wall foranisotropic foundations under hydraulic structures [J]. Geotechnical and Geological Engineering,2019,37(2): 883-895.

[18] SANTOS J, FERREIRA A, FLINTSCH G. An adaptive hybrid genetic algorithm for pavement management[J]. International Journal of Pavement Engineering,2019,20(3): 266-286.

[19] 张鲸波,严庆文,王洪江,等.某铅锌矿全尾砂膏体充填料浆流变性能研究[J].矿业研究与发,2022,42(3):109-115.
ZHANG Jingbo, YAN Qingwen, WANG Hongjiang, et al. Research on rheological properties of whole tailings paste filling slurry in a mine[J]. Mining Research and Development,2022,42(3):109-115.

[20] 陈亮.尾砂颗粒级配对水泥-钢渣基复合充填料浆流变特性及力学强度的影响[J].矿业研究与开发,2022,42(8):113-118.
CHEN Liang. Effect of tailings particle size on rheological properties and mechanical strength of cement-steel slag-based composite filling slurry[J]. Mining Research and Development,2022,42(8):113-118.

[21] 王贤情,万文,盛佳,等.基于恒定剪切速率的分级细尾砂浆流变模型研究与应用[J].矿业研究与开发,2024,44(6):42-48.
WANG Xianqing, WAN Wen, SHENG Jia, et al. Research and application of rheological model of graded fine-tailings slurry based on constant shear rate[J]. Mining Research and Development,2024,44(6):42-48.

[22] DING S F, LI Hui, SU Chunyang, et al. Evolutionary artificial neural networks:a review[J]. Artificial Inteligence Review,2013,39(3):251-260.

[23] WANG J, FANG J D, ZHAO Y D. Visual prediction of gas diffusion concentration based on regression analysis and BP neural network[J]. The Journal of Engineering,2019(13): 19-23.