



基于SVM的粗骨料膏体性能预测及 优选方法

王雷鸣^{1,2,3,4}, 尹升华^{1,3}, 闫泽鹏^{1,3}, 崔贺佳⁵, 刘培正², 邓博纳⁴

- (1. 北京科技大学 金属矿山高效开采与安全教育国家重点实验室, 北京 100083;
2. 金属矿山安全与健康国家重点实验室, 马鞍山 243000;
3. 北京科技大学 土木与资源工程学院, 北京 100083;
4. 绿色化工过程教育部重点实验室, 武汉 430205;
5. 首钢集团有限公司矿业公司, 唐山 064400)

摘要: 膏体充填能够改变矿区周围岩石的应力状态, 减少矿区周围的环境问题, 在国内外地下矿山得到广泛应用。膏体合理配比的确定需要进行大量实验, 亟需寻找一种简单有效的方法去对膏体的性能进行预测。对此, 本文开展了27组配比的强度和坍落度测试, 采用PSO、Grid和GA算法优化后的支持向量机(SVM)进行训练, 对比分析预测结果对算法进行优选。基于算法模型进行膏体性能预测, 采用极差分析手段揭示了不同影响因素对充填体性能的影响, 最后采用线性规划原理得到了最佳配比参数。结果表明: 核函数的参数 c 和惩罚系数 g 随算法不同而变化, 不能作为评判预测精度的依据。Grid算法和PSO算法可以分别对坍落度和强度进行精准预测。由于膏体中自由水含量的影响导致坍落度受粗骨料-尾砂比和浓度的影响较大。不同龄期条件下水泥掺量和浓度对充填体强度的影响始终处于主导地位, 随着龄期增加粗骨料“骨架”效应逐渐显现。以金川矿山实际充填需求为例, 获得其最低成本配比条件为水泥掺量为 280 kg/m^3 , 粗骨料-尾砂质量比为1:1, 废石-棒磨砂比为1:1.44。

关键词: 膏体充填; 支持向量机; 极差分析; 线性规划; 配比优化

文章编号: 1004-0609(2022)-11-3517-11

中图分类号: TF11.31

文献标志码: A

引文格式: 王雷鸣, 尹升华, 闫泽鹏, 等. 基于SVM的粗骨料膏体性能预测及优选方法[J]. 中国有色金属学报, 2022, 32(11): 3517-3527. DOI: 10.11817/j.ysxb.1004.0609.2021-42591

WANG Lei-ming, YIN Sheng-hua, YAN Ze-peng, et al. Coarse aggregate paste performance prediction and proportioning optimization method based on SVM[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2022, 32(11): 3517-3527. DOI: 10.11817/j.ysxb.1004.0609.2021-42591

尾矿是矿山开采过程中所产生的副产品^[1]。据统计, 中国矿山所制造的尾矿总量约有250亿t, 其中, 超过100亿t的尾矿被堆存在地表尾矿库^[2]。尾

矿在地表的大量堆存, 存在较大的环境风险, 同时对矿区周围土地产生了一定的影响, 且存在滑坡、溃坝等安全隐患^[3-4]。为了实现矿产资源的清洁生

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52204124, 52034001); 国家博士后创新人才支持计划资助项目(BX20220036); 中国博士后科学基金资助项目(2022M710356); 国家科技部重点领域创新团队资助项目(2018RA400); 高等学校学科创新引智计划资助项目(B20041); 金属矿山安全与健康国家重点实验室开放基金项目(2021-JSKSSYS-01); 绿色化工过程教育部重点实验室开放基金资助项目(GCP202108); 山东省重大科技创新工程项目(2019SDZY05);

收稿日期: 2021-10-28; 修订日期: 2022-04-12

通信作者: 尹升华, 教授, 博士; 电话: 13811668481; E-mail: csuysh@126.com

产,通常将尾矿、粗骨料(废石和棒磨砂等)、水泥和水按一定比例制备成膏体回填至采空区^[5]。膏体回填也能够改变矿区周围岩石的应力状态、防止地表沉陷,减少矿区周围的环境问题,在国内外地下矿山得到广泛应用^[6]。

膏体回填的先决条件是具有稳定的强度性能和流动性能,以保证能够顺利输送并形成稳固结构^[7]。由于单轴压缩实验和坍落度实验相对简单、经济,因此,常用抗压强度和坍落度来表征膏体的稳定性,在采矿活动中抗压强度和坍落度也通常作为矿山充填系统设计的依据^[8]。目前,已经进行了部分实验去研究膏体的稳定性及其影响因素。尹升华等^[9]研究了粗骨料膏体配比对早期强度的影响并对其固化机理进行了探讨。侯永强等^[10]研究了膏体的坍落度变化规律,并建立了基于坍落度的管阻模型。兰文涛等^[11]采用正交试验实验的方法确定了凝水膨胀型充填材料的配比。但是,要想确定粗骨料膏体的合理配比需要进行大量实验,这将浪费大量的人力物力,亟需寻找一种简单有效的方法去对膏体的性能进行预测。随着人工智能的发展,利用算法建模对实验结果进行预测成为实验研究的一种重要手段^[12]。马修元等^[13]借助粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)优化的人工神经网络(Back propagation, BP)模型实现了水煤浆管道阻力的精准预测。张钦礼等^[14]基于BP神经网络实现了对某矿山充填料浆配比的优化。史秀志等^[15]采用主成分分析法(Principle component analysis, PCA)优化后的BP模型对充填体强度进行了预测。虽然前述研究意义重大,但是BP神经网络在应用的过程中容易产生局部过拟合,导致预测精度较低。自BOSER提出最优边界分类器^[16]以来支撑向量机(Support vector machine, SVM)技术得到了长足的发展,并且,相较于BP神经网络^[17],SVM的泛化能力普遍更优,但是在膏体性能预测方面的SVM模型并不多见。

对此,本文拟采用基于二值分类法的支持向量机(SVM)对粗骨料膏体的强度和坍落度进行预测。首先使用遗传算法(Genetic algorithm, GA)、PSO优化算法和网格(Grid search, Grid)优化算法对SVM的超参数进行优化。然后对比分析预测结果,

选择识别效率更高、识别精度更高的改进算法,修正SVM的预测精度并准确的建立粗骨料膏体性能预测模型。最后,基于预测结果,采用线性规划原理优化充填成本,相关研究方法与发现可为粗骨料膏体充填技术研究提供灵感。

1 实验

本文实验尾砂取自金川二矿区充填站,烘干后测其密度为 2.785 g/cm^3 。采用LMS-30型激光粒度仪测定尾砂样品的粒径组成,其粒径曲线如图1所示。得到该尾砂的重要参数如下: D_{10} 为 $3.217\text{ }\mu\text{m}$; D_{60} 为 $32.231\text{ }\mu\text{m}$; D_{90} 为 $97.26\text{ }\mu\text{m}$ 。经计算得到,尾砂的曲率系数 C_u 和不均匀系数 C_c 分别为1.29和10.02。其中, $C_c>10$ 说明尾砂颗粒的级配较好。对尾砂进行XRF元素测试后(见表1)发现,尾砂中主要含 SiO_2 、 CaO 、 Al_2O_3 等氧化物,其占总量的78.64%,氧化物的存在可以促进水化进程,使得料浆在矿下快速地形成强度,有利于采空区的回填过程。尾砂中不包含其他有害成分,是一种性质良好的充填材料。

金川二矿常见的粗骨料为井下废石和棒磨砂,其中废石在破碎站进行破碎后以供使用。将废石和棒磨砂烘干后测得密度分别为 2.876 g/cm^3 和 2.794 g/cm^3 。采用四分法取样后对二者的粒度组成进行测试(见图1(b)),发现废石的粒径主要集中在10 mm以下(占比超过80%),而棒磨砂的粒径相对较小,与废石组成混合骨料后起到相互补充的作用。对二者进行XRF元素测试后(见表1)发现棒磨砂的主要成为 SiO_2 ,表明棒磨砂是一种相对稳定的情

表1 实验材料的化学成分组成

Table 1 Main chemical components of backfill material

Chemical composition	Mass fraction/%		
	Rod milling sand	Waste rock	Tailings
SiO_2	74.48	47.71	42.20
CaO	3.40	16.39	3.73
MgO	0.87	15.22	32.71
Al_2O_3	8.69	7.81	4.04
Fe_2O_3	1.92	7.17	12.14
Other	10.64	5.7	5.18

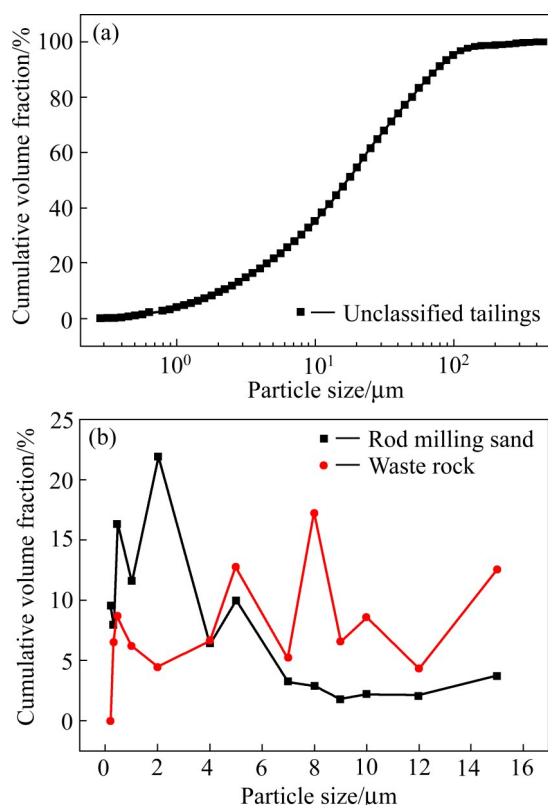


图1 实验全尾砂、棒磨砂和废石材料的粒级分布

Fig. 1 Size distribution of experimental unclassified tailings(a), rod milling sand and waste rock materials(b)

性材料,而废石中含有较多CaO,有利于强度的形成。

2 膏体性能测试

根据前期预实验结果发现,水泥单耗、膏体浓度、骨料尾砂比和废石棒磨砂之比是对膏体性质影响较大的几个因素,因此,本文选取这4个因素为自变量,设计27组试验,如表1所示。为保证实验的标准性和准确性,本实验条件及步骤均按照《建筑砂浆基本性能试验方法标准(JGJ/T 70—2009)》中相关部分所做的规定开展实验。首先根据表2设计配比进行粗骨料膏体的制备,然后将配制的膏体装入搅拌机充分搅拌后浇灌入70.7 mm×70.7 mm×70.7 mm三联模具内,脱模的试块分别放至SBY-40A型养护箱内进行养护,养护温度为20℃,养护湿度为90%。养护到预订龄期后,用万能试验机(WEW-600D)进行单轴抗压试验,分别

测定3 d、7 d龄期的抗压强度,实验结果见表2。

不同配比条件下的实验结果,如表2所示。分析可得:1)在其他条件相同时,随着粗骨料含量的增加,强度呈先增大后减小的趋势,而坍落度则逐渐增加。这主要是由于粗骨料的骨架效应^[18],相对较细的尾矿可以填充粗骨料的空隙,增加密实度,形成良好的填充效果,从而提高强度。但是,当粗骨料含量超过一定范围时,膏体内部孔隙不能够被完全填充导致强度下降。相比之下粗骨料比表面积小于尾砂,对水的吸附作用较弱,所以随着粗骨料含量的增加流动性变强。2)浓度的增加对强度有积极影响,但也损害了膏体的和易性。这主要是由于浓度增大时,膏体中的活性氧化物含量增大,导致水化产物(C-S-H凝胶)含量增加,内部孔隙数量减少,产生更致密的结构。3)高水泥砂比会增加水化反应的耗水量,导致骨料不能够被水泥浆充分包裹,骨料减的摩擦力增大,流动性降低。同样地,水泥含量较高时水化产物较多,有利于膏体强度的发展。

3 基于SVM的预测模型

3.1 SVM预测方法

SVM作为一种预测方法,已经在计算机科学与工程、控制科学与工程、机械工程等领域取得了较为广泛的应用。SVM的基本特征概念在文献[19-20]中已经进行了详细叙述。本文进行SVM计算时,采用MATLAB进行建模,利用核函数将输入数据映射到高维特征空间,然后在高维特征空间中通过非线性特征映射处理二维空间中的非线性数据。通过对集合数据的训练,采用SVM可以对未知的对象进行预测。SVM所使用的预测或近似函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (1)$$

式中: α_i 为实测数据,具有非零权重 α_i 的训练样本被称为支持向量; x_i 为对应于训练对象的特征向量;矢量 α 的分量和常数 b 代表假设,并在训练过程中进行优化; $K(x, x_i)$ 为核函数。采用核函数为算法核心的优点是无需准确地计算映射就可以处理任

表2 膏体强度性能实验测试结果

Table 2 Testing results of paste mechanic characterizing experiments

No.	Cement content/(t·m ⁻³)	Mass fraction/%	Coarse aggregate- tailings ratio	Waste rock-rod milling sand ratio	Slump/ cm	Compressive strength/MPa		
						3 d	7 d	28 d
1	0.2996	76	5:5	10:1	24.9	2.91	3.44	6.39
2	0.2996	76	4:6	10:1	16	2.42	3.13	6.02
3	0.2996	76	4:6	1:10	22	2.51	3.21	6.18
4	0.2996	76	6:4	1:10	28	2.2	3.05	5.87
5	0.2996	76	5:5	6:4	25	2.54	3.29	6.25
6	0.2996	76	5:5	1:10	26	2.42	3.22	6.19
7	0.2996	76	6:4	10:1	27	2.73	3.32	6.3
8	0.2996	76	4:6	6:4	18.7	2.0	2.96	5.74
9	0.2996	76	6:4	6:4	26.8	2.31	3.11	5.95
10	0.3075	77	6:4	1:10	26.9	2.51	3.22	6.62
11	0.3075	77	4:6	1:10	16	2.72	3.33	6.71
12	0.3075	77	6:4	10:1	26.3	2.84	3.39	6.76
13	0.3075	77	6:4	6:4	26	2.42	3.26	6.55
14	0.3075	77	5:5	6:4	19.8	2.6	3.29	6.58
15	0.3075	77	5:5	10:1	23.4	3.05	3.59	6.92
16	0.3075	77	5:5	1:10	25.7	2.82	3.41	6.79
17	0.3075	77	4:6	10:1	12	2.77	3.38	6.69
18	0.3075	77	4:6	1:10	15	2.19	3.07	6.41
19	0.2919	75	4:6	6:4	24.2	1.82	2.81	5.92
20	0.2919	75	5:5	1:10	26.5	2.17	3.02	6.11
21	0.2919	75	5:5	10:1	27.2	2.21	3.05	6.16
22	0.2919	75	4:6	1:10	23.4	1.61	2.69	5.73
23	0.2919	75	5:5	6:4	26	2.12	2.99	6.04
24	0.2919	75	6:4	1:10	28.5	1.63	2.72	5.85
25	0.2919	75	6:4	6:4	27.5	2.19	3.07	6.21
26	0.2919	75	4:6	10:1	22.5	1.58	2.68	5.64
27	0.2919	75	6:4	10:1	28.1	2.0	2.91	5.98

意维度的特征空间。在函数估计问题上，由于考虑到有效性和计算速度常采用高斯径向基函数作为核函数，如式(2)所示：

$$K(u, v) = \exp(-c^*|u - v|^2) \quad (2)$$

式中： c 为内核参数； u 和 v 为独立变量。

3.2 改进算法

SVM模型中核函数的参数 c 和惩罚系数 g 对预测性能影响很大， c 影响着拟合曲线的光滑程度， g 则影响回归曲线的复杂性，所以需要通过有效的优化算法来获得最优参数。目前，常用的优化算法有Grid寻优、GA参数寻优和PSO寻优算法。简要分

析如下。

3.2.1 GA寻优算法

GA算法通常应用达尔文进化假设和不同的遗传函数来优化由适应度标准定义的问题。为了选择最相关的描述符，使用随机选择的第一代种群模拟种群进化^[20]。

由二进制值的染色体定义的群体中的每个个体成员代表描述符的子集，每条染色体上的基因数量等于描述符的数量。如果基因的相应描述符包含在子集中，则该基因的值为1；否则，它被赋予零值，一个基因产生0的概率比产生1的概率至少大60%。GA运算过程中交叉和变异的概率随迭代次

数的增加呈线性的变化(变异率为0~0.1%,交叉率为60%~90%)。GA算法运算过程中种群的规模维持在50~250,当90%的个体表现出相同的适应度时,种群的进化就会停止^[21]。

3.2.2 PSO寻优算法

PSO算法是由KENNEDY等(1995)提出的^[22],其灵感来自个体之间的社会行为,如鸟类聚集或鱼群聚集。该算法主要由一群根据其最优解搜索最优位置的粒子组成,在每次迭代中,每个粒子都朝着其最佳个体和全局位置移动。粒子的运动过程描述为:

$$v_{id}^{t+1} = w \cdot v_{id}^t + C_1 \cdot rand \cdot (p_{id}^k - x_{id}^t) + C_2 \cdot rand \cdot (p_{gbest}^t - x_{id}^t) \quad (3)$$

$$x_{id}^{t+1} = \alpha V_{id}^t + x_{id}^t \quad (4)$$

式中: t 为第一次迭代; C_1 和 C_2 为算法学习因子; $rand$ 是正态分布下0到1之间的正随机数; α 是控制速度权重约束因素; w 为惯性权重系数; p_{id} 为单个粒子最佳位置; p_{gbest} 为粒子群中所有粒子最佳位置; x_{id} 为粒子的当前位置。

3.2.3 Grid寻优算法

SVM模型中的 c 和 g 一般通过使用网格搜索来实现。Grid算法属于穷举法,是多维约束优化的方法之一。网格搜索的过程如图2所示。传统的网格搜索使 c 和 g 在一定范围内划分网格,取值要经过网格中的所有点,这样就需要花费太多的时间。为了解决上述问题,本文采用了一种改进的网格搜

索。首先,在一个大空间中搜索一组参数,并选择分类精度最高的 c 和 g 的集合。得到局部最优参数后,在这组参数周围选择一个小区间,然后用传统方法精确搜索,找到最优参数。这样进行 n 次循环,直到所有的子集都预测一遍。最后,取 n 次预测所得准确率的平均值作为最终的准确率值。

3.3 模型结果对比

根据实验测试结果选取训练样本和测试样本(二者比例为8:2),其中,以实验编号为8、9、17、18、26和27的实验数据作为测试样本,其余数据作为训练样本,然后分别采用GA、PSO和Grid算法优化后的SVM模型进行模型训练和测试。

3.3.1 坍落度预测模型

不同算法优化下SVM模型预测坍落度的 c 值/ g 值/MSE 值分别为: 256/0.022907/0.20275(Grid)、1.2658/46.3655/0(GA) 和 100/0.01/0.022314(PSO)。可以看出,在不同算法优化下所得到的 c 、 g 值差别较大,其中, c 值最大的为Grid算法, g 值最大的为GA算法。由GA算法得到的MSE值较PSO算法和网格寻优算法得到MSE值的小,PSO算法得到的MSE值与Grid寻优算法得到的MSE值相近。可以看出,参数优化结果和MSE值对比无明显规律,无法对比模型优化程度。

表3给出了不同算法优化下SVM模型预测坍落度的测试结果。由表3可知,由Grid寻优算法得到SVM模型在预测坍落度时可得到非常好的拟合和预测效果,相对误差范围仅为4.7%~10.67%,测试样本拟合优度系数 R^2 为0.962,表明模型具有良好的适应性。其次为PSO寻优算法,PSO-SVM预测坍落度的相对误差为13.2%~24.2%,训练样本拟合优度系数 R^2 为0.944,测试样本拟合优度系数 R^2 为0.841,相对于Grid算法而言准确度较低。而GA寻优算法十分特殊,训练样本拟合优度系数 R^2 达到0.992,但是测试样本拟合优度系数 R^2 仅为0.403,表明GA算法推广性较差。综合分析认为,对于坍落度预测应采用Grid算法作为SVM预测的核心算法,此时最优参数 c 为256, g 为0.022907,交叉概率 p 为0.020275。

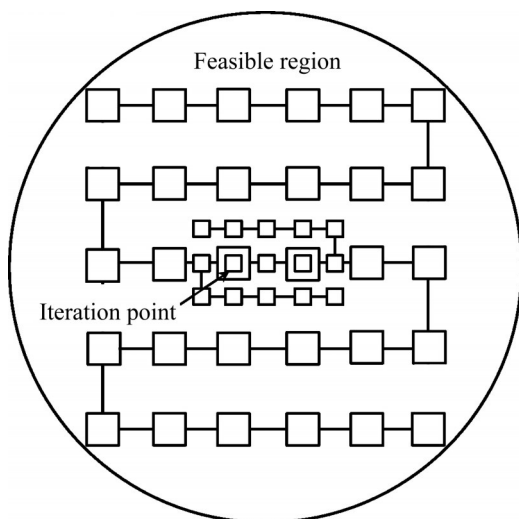


图2 Grid算法寻优示意图

Fig. 2 Schematic diagram of Grid algorithm optimization

3.3.2 强度预测模型

以 3 d 强度为例进行探讨, 不同算法优化下 SVM 模型预测强度的 c 值/ g 值/MSE 值分别为: 5.6569/0.125/0.022132(Grid)、0.64355/27.6523/0(GA) 和 100/0.01/0.029729(PSO)。采用不同优化算法进行强度预测时表现出与坍落度相同的特征。同样地, 三者所得到的 c 、 g 值差别较大, 其中, 采用 PSO 算法计算的 c 值最大, 采用 GA 算法计算的 g 值最大。根据 GA 算法计算出的 MSE 值仍然远小于采用 PSO 和 Grid 算法。

表 4 给出了不同算法优化下 SVM 模型预测强度的测试结果。由表 4 可知, 采用 PSO 寻优算法所得到 SVM 模型在训练集上可得到非常好的拟合和预测效果, 相对误差范围仅为 4.2%~9.5%, 测试样本拟合优度系数 R^2 为 0.911 表明模型具有良好的适

应性。其次为 Grid 寻优算法, 可以看出 Grid-SVM 预测强度的相对误差为 112.3%~17.6%, 训练样本拟合优度系数 R^2 为 0.914, 测试样本拟合优度系数 R^2 为 0.798, 相对于 PSO 算法而言准确度较低。虽然采用 GA 算法计算的 MSE 值最低, 但是可以看出 GA 算法的预测精度极差, 仅为 22.4%~36.5%, 此时测试样本的拟合优度系数 R^2 仅为 0.342。分析认为, 对于强度预测应采用 PSO 算法作为 SVM 预测的核心算法, 此时优参数 c 为 100, g 为 0.01, 交叉概率 p 为 0.022132。

4 膏体性能预测

分别选择水泥单耗、膏体浓度、骨料尾砂比和废石棒磨砂比 4 个因素和 3 个水平进行正交设计, 然后采用改进后的 SVM 模型进行性能预测。表 5

表 3 坍落度测试样本预测结果

Table 3 Slump test sample prediction results

Test No.	Experimental result/cm	PSO-SVM		GA-SVM		Grid-SVM	
		Predicting result/cm	Relative error/%	Predicting result/cm	Relative error/%	Predicting result/cm	Relative error/%
8	18.7	16.5	12	22.1	18.1	20.2	8.02
9	26.8	22.9	14.6	20.7	22.9	24.4	8.95
17	12	13.8	15.4	15.0	24.6	11.3	5.83
18	15	13.2	12.2	10.3	31.2	15.7	4.7
26	22.5	26.7	18.6	17.9	20.5	20.1	10.67
27	28.1	24.2	13.8	21.7	22.9	27	3.9
R^2	Training sample	0.944		0.986		0.992	
	Testing sample	0.841		0.962		0.403	

表 4 膏体强度测试样本预测结果

Table 4 Prediction results of paste sample strength test

Test No.	Experimental results/cm	PSO-SVM		GA-SVM		Grid-SVM	
		Predicting results/cm	Relative error/%	Predicting results/cm	Relative error/%	Predicting results/cm	Relative error/%
8	2.0	1.85	7.6	2.45	22.4	2.29	14.5
9	2.31	2.51	8.7	1.61	30.2	2.03	12.3
17	2.77	2.57	7.3	1.95	29.6	2.32	16.4
18	2.19	2.28	4.2	1.47	32.8	1.86	15.2
26	1.58	1.43	9.5	2.01	27.5	1.30	17.6
27	2.0	1.87	6.4	1.27	36.5	2.26	12.9
R^2	Training sample	0.952		0.927		0.917	
	Testing sample	0.911		0.342		0.798	

和表 6 所示分别为粗骨料膏体性能预测结果和部分预测值与实测值的对比结果。由表 6 可以看出, 基于 SVM 的预测模型所预测的结果与实测值的误差均在 10% 以内, 证明改进后的 SVM 模型用来预测膏体性能是可靠的。

将预测结果导入 DPS 软件中, 采用极差分析法研究粗骨料-尾砂比、水泥掺量、浓度和废石-棒磨砂比对各个因变量的影响程度, 并建立了四个因变量的回归方程, 如式(5)~(8)所示:

$$T = 71.66 - 44.56x_4 + 439.65x_1^2 + 3.74x_3^2 + 1.67x_4^2 - 3.45x_1x_2 - 27.79x_1x_3 + 0.533x_2x_4, R^2 = 0.978 \quad (5)$$

$$Z_{3d} = 17.45 - 139.1x_1 + 0.0022x_2^2 + 0.264x_3^2 + 0.53x_4^2 + 1.596x_1x_2 + 22.65x_1x_4 - 0.059x_2x_4, R^2 = 0.999 \quad (6)$$

$$Z_{7d} = -49.4 + 0.88x_2 + 16.85x_4 - 0.004x_2^2 - 1.597x_4^2 + 14.026x_1x_3 - 0.107x_2x_4 - 2.9x_3x_4, R^2 = 0.991 \quad (7)$$

$$Z_{28d} = 25.85 - 214.1x_1 + 0.18x_2 + 276.1x_1^2 - 4.43x_3^2 + 46.2x_1x_4 + 0.133x_2x_3 - 0.176x_2x_4, R^2 = 0.998 \quad (8)$$

式中: T 为坍落度, cm; Z 为充填体强度, MPa;

x_1 为水泥掺量, t/m^3 ; x_2 为料浆的质量浓度, %; x_3 为粗骨料-尾砂比; x_4 为废石-棒磨砂比。

极差越大则该因素对试验指标的影响程度就越大^[23]。DPS 分析发现粗骨料膏体的坍落度受粗骨料-尾砂比和料浆质量浓度的影响较大, 这主要是由于膏体中自由水含量的影响所致, 四个因素对坍落度影响程度的大小依次为: 粗骨料-尾砂比(2.333) > 料浆质量浓度(1.663) > 水泥掺量(1.260) > 废石-棒磨砂比(1.000)。同时, 不同龄期条件下水泥掺量和浓度对充填体强度的影响始终处于主导地位, 而随着龄期的增加粗骨料的“骨架”效应逐渐显现^[18]。四个因素对 28 d 强度影响程度的大小依次为: 水泥掺量(0.810) > 粗骨料-尾砂比(0.784) > 浓度(0.773) > 废石-棒磨砂比(0.197)。由于棒磨砂的粒径和废石相差较小, 所以废石-棒磨砂比的变化对于强度的作用效果不大(3 个龄期下的极差值均小于 0.02)。

表 5 粗骨料膏体性能预测结果

Table 5 Predicted results of coarse aggregate paste performance

Test No.	Cement content/ ($t \cdot m^{-3}$)	Mass fraction/%	Ratio of coarse aggregate to tailings	Ratio of waste rock to rod milling sand	Slump/cm	Compressive strength/MPa		
						3 d	7 d	28 d
1	0.280	75	4:6	1:1	27.5	1.81	3.11	5.45
2	0.280	76	5:5	3:2	26.1	2.07	3.79	6.04
3	0.280	77	6:4	2:1	27.0	2.34	3.67	5.85
4	0.290	75	5:5	2:1	26.7	1.98	3.51	6.25
5	0.290	76	6:4	1:1	27.9	2.22	3.50	5.69
6	0.290	77	4:6	3:2	27.2	2.41	4.28	6.57
7	0.300	75	6:4	3:2	27.7	2.12	3.24	5.69
8	0.300	76	4:6	2:1	27.5	2.32	4.04	6.79
9	0.300	77	5:5	1:1	22.8	2.55	4.86	7.29

表 6 膏体性能预测值和实测值的对比

Table 6 Comparison of predicted value and actual value of paste performance

Test No.	Compressive strength/MPa									Slump/cm		
	3 d			7 d			28 d					
	PV	EV	$R^2/\%$	PV	EV	$R^2/\%$	PV	EV	$R^2/\%$	PV	EV	$R^2/\%$
1	1.81	1.7	6.1	3.11	3.02	2.89	5.45	5.73	5.14	27.5	26.4	4.0
4	1.98	1.79	9.6	3.51	3.34	4.84	6.25	6.11	2.28	26.7	27.3	2.2
7	2.12	2.24	5.36	3.24	3.38	4.32	5.69	5.48	3.69	27.7	25.9	6.49

* PV—Predict value; EV—Experiment value

5 配比经济优选

5.1 优化目标函数

为了制备满足设计要求且成本最低的膏体物料,在对胶结充填体强度和料浆流动性进行回归分析的基础上,建立控制料浆离析优化控制模型,通过求解优化模型由此获得料浆优化设计参数。以单位体积料浆充填材料成本作为优化目标,建立优化目标函数,如式(9)所示。其中,充填材料成本见表7。

$$\text{Min}Z = 245 \times 10^{-3}m_1 + 4.1 \times 10^{-3}m_2 + 17.5 \times 10^{-3}m_3 + 19 \times 10^{-3}m_4 + 2.0 \times 10^{-3}m_5 \quad (9)$$

式中: Z 为充填材料成本, Yuan/ m^3 ; m_1 为水泥用量, kg/m^3 ; m_2 为尾砂用量, kg/m^3 ; m_3 为废石掺量, kg/m^3 ; m_4 为棒磨砂掺量, kg/m^3 ; m_5 为水用量, kg/m^3 。

表7 金川公司充填材料成本

Table 7 Jinchuan company filling material cost (Yuan/t)

Mine cements	Rod milling sand	Waste rock	Tailings	Liquid
245.0	19.0	17.5	4.1	2.0

5.2 配比优选

根据膏体的坍落度和强度要求设置约束条件。其中,文献[24]表明当坍落度在22~26 cm的范围时,膏体既可满足流动性要求又能达到最低的泌水率。而强度要求则根据金川矿山实际需求: $R_{3d} \geq 1.5 \text{ MPa}$, $R_{7d} \geq 2.5 \text{ MPa}$, $R_{28d} \geq 5 \text{ MPa}$ 。据此进行目标约束条件设计,如式(10)所示。

$$\begin{cases} 22 \leq T \leq 27 \\ 280 \leq m_1 \leq 300 \\ (m_3 + m_4)/m_2 = x_3, m_3/m_4 = x_4 \\ R_{3d} \geq 1.5 \text{ MPa}, R_{7d} \geq 2.5 \text{ MPa}, R_{28d} \geq 5.0 \text{ MPa} \\ m_1/1.41 + m_2/2.785 + m_3/2.876 + m_4/2.794 + m_5 = 1 \end{cases} \quad (10)$$

利用 MATLAB 中的 GP(Goal programming)函数进行线性规划分析,求解由约束条件(见式(10))和目标函数(见式(9))建立的优化模型。得到同时满足充填体强度要求和料浆流动性的最优材料用

量方案为:水泥掺量 $280.0 \text{ kg}/\text{m}^3$ 、废石掺量 $368.4 \text{ kg}/\text{m}^3$ 、棒磨砂掺量 $256.6 \text{ kg}/\text{m}^3$ 、尾砂掺量 $625.0 \text{ kg}/\text{m}^3$ 、水掺量 $570.2 \text{ kg}/\text{m}^3$,核算后的骨料成本为 $83.63 \text{ 元}/\text{m}^3$,同时在实际充填过程中还应考虑添加外加剂所带来的附加成本(金川矿山外加剂成本控制在 $13 \sim 16 \text{ 元}/\text{m}^3$,此时取最大值 $16 \text{ 元}/\text{m}^3$),得到预测条件下的最终成本为 $99.63 \text{ 元}/\text{m}^3$ 。相较于金川充填材料成本(约为 $113.9 \text{ 元}/\text{m}^3$)节省 12.53% 。此时,浓度为 72.8% ,粗骨料-尾砂比为 $1:1$,废石-棒磨砂比为 $1:1.44$ 。相应混合粗骨料膏体的预测性能和实测值得对比如表8所示。可以看出,预测值和实验值的相对误差均在 8% 以内,表明所得结果的可靠性。同时预测所得3 d、7 d和28 d强度分别为 2.08 MPa 、 3.77 MPa 、 6.06 MPa ,坍落度为 25.3 cm 。膏体的流动性与硬化强度均满足金川矿山安全充填要求。

表8 膏体性能验证

Table 8 Paste performance verification

Value	Compressive strength/ MPa			Slump/ cm
	3 d	7 d	28 d	
Predictive	2.08	3.77	6.06	25.3
Actual	2.14	3.54	5.8	26.5
Relative error	2.9%	6.1%	4.29%	4.74%

6 结论

1) 对粗骨料膏体的强度和坍落度进行了测试,发现受到粗骨料的骨架效应及较大比表面积导致强度随着粗骨料含量的增加呈先增大后减小的趋势,而坍落度则逐渐增加。

2) 采用三种优化算法改进的SVM模型对粗骨料膏体性能的预测精度进行了分析。核函数的参数 c 和惩罚系数 g 随算法不同而变化,不能作为评判预测精度的依据。测试样本对比分析表明Grid算法和PSO算法可以分别对坍落度和强度进行精准预测。

3) 极差分析表明坍落度受粗骨料-尾砂比和浓度的影响较大,这主要是由于膏体中自由水含量的影响所致。同时,不同龄期条件下水泥掺量和浓度对充填体强度的影响始终处于主导地位,而随着龄

期的增加粗骨料的“骨架”效应逐渐显现。

4) 基于Matlab进行线性规划分析,得到在满足金川矿山实际充填需求下的最低成本配比为:水泥掺量 280 kg/m^3 、粗骨料-尾砂比为 $1:1$,废石-棒磨砂比为 $1:1.44$ 。核算后的骨料成本为 99.63 Yuan/m^3 ,相较于金川充填材料成本节省 12.53% 。

REFERENCES

- [1] KINNUNEN P, ISMAILOV A, SOLISMAAS S, et al. Recycling mine tailings in chemically bonded ceramics—A review[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 174(10): 634–649.
- [2] 马波,陈聪聪,李仲学.尾矿库事故隐患及风险表征与防控方法[J]. *中国安全生产科学技术*, 2021, 17(8): 11–17.
MA Bo, CHEN Cong-cong, LI Zhong-xue. Characterization and prevention and control methods for accident potential hazards and risks of tailings pond[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2021, 17(8): 11–17.
- [3] 谢和平,高峰,鞠杨.深部岩体力学研究探索[J]. *岩石力学与工程学报*, 2015, 34(11): 2161–2178.
XIE He-ping, GAO Feng, JU Yang. Research and development of rock mechanics in deep ground engineering[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2015, 34(11): 2161–2178.
- [4] 李夕兵,周健,王少锋,等.深部固体资源开采评述与探索[J]. *中国有色金属学报*, 2017, 27(6): 1236–1262.
LI Xi-bing, ZHOU Jian, WANG Shao-feng, et al. Review and practice of deep mining for solid mineral resources[J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 2017, 27(6): 1236–1262.
- [5] WU D, YANG B, LIU Y. Pressure drop in loop pipe flow of fresh cemented coal gangue-fly ash slurry: Experiment and simulation[J]. *Advanced Powder Technology*, 2015, 26(3): 920–927.
- [6] LI B, YANG H, ZHANG J, et al. Compaction property prediction of mixed gangue backfill materials using hybrid intelligence models: A new approach[J]. *Construction and Building Materials*, 2020, 247: 118633.
- [7] 杨志强,高谦,王永前,等.金川全尾砂-棒磨砂混合充填料胶砂强度与料浆流变特性研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2014, 33(S2): 3985–3991.
YANG Zhi-qiang, GAO Qian, WANG Yong-qian, et al. Research on the strength and rheological properties of Jinchuan full tailings-rod frosted mixed filler mortar[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2014, 33(S2): 3985–3991.
- [8] 刘树龙,刘国磊,李公成,等.基于正交设计的全尾砂膏体料浆流动性及充填体强度特性研究[J]. *矿业研究与开发*, 2020, 40(12): 33–37.
LIU Shu-long, LIU Guo-lei, LI Gong-cheng, et al. Research on fluidity and backfill strength characteristics of full tailings paste slurry based on orthogonal design[J]. *Mining Research and Development*, 2020, 40(12): 33–37.
- [9] 尹升华,刘家明,邵亚建,等.全尾砂-粗骨料膏体早期抗压强度影响规律及固化机理[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2020, 51(2): 478–488.
YIN Sheng-hua, LIU Jia-ming, SHAO Ya-jian, et al. Influence rule of early compressive strength and solidification mechanism of full tailings paste with coarse aggregate[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2020, 51(2): 478–488.
- [10] 侯永强,尹升华,戴超群,等.尾矿膏体流变特性和管输阻力计算模型[J]. *中国有色金属学报*, 2021, 31(2): 510–519.
HOU Yong-qiang, YIN Sheng-hua, DAI Chao-qun, et al. Rheological properties and pipeline resistance calculation model in tailings paste[J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 2021, 31(2): 510–519.
- [11] 兰文涛,吴爱祥,王贻明.凝水膨胀充填复合材料的配比优化与形成机制[J]. *复合材料学报*, 2019, 36(6): 1536–1545.
LAN Wen-tao, WU Ai-xiang, WANG Yi-ming. Formulation optimization and formation mechanism of condensate expansion and filling composites[J]. *Acta Materiae Compositae Sinica*, 2019, 36(6): 1536–1545.
- [12] QI C, FOURIE A, CHEN Q, et al. A strength prediction model using artificial intelligence for recycling waste tailings as cemented paste backfill[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 183(10): 566–578.
- [13] 马修元,段钰锋,刘猛,等.基于PSO-BP神经网络的水焦浆管道压降预测[J]. *中国电机工程学报*, 2012, 32(5): 54–60.
MA Xiu-yuan, DUAN Yu-feng, LIU Meng, et al. Prediction of pressure drop of coke water slurry flowing in pipeline by PSO-BP neural network[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2012, 32(5): 54–60.
- [14] 张钦礼,李谢平,杨伟.基于BP网络的某矿山充填料浆配比优化[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2013, 44(7): 2867–2874.
ZHANG Qin-li, LI Xie-ping, YANG Wei. Optimization of

- filling slurry ratio in a mine based on back-propagation neural network[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2013, 44(7): 2867–2874.
- [15] 史秀志, 范玉乾, 尚雪义. 基于 PCA-BP 神经网络模型的充填体强度预测[J]. *黄金科学技术*, 2016, 24(3): 64–69.
- SHI Xiu-zhi, FAN Yu-qian, SHANG Xue-yi. Strength Prediction of Filling Body Based on PCA and BP Neural Networks[J]. *Gold Science and Technology*, 2016, 24(3): 64–69.
- [16] BOSER B E. A training algorithm for optimal margin classifiers[J]. *Proceedings of Annual Acm Workshop on Computational Learning Theory*, 2008, 5: 144–152.
- [17] LIU H, JIAO Y. Application of genetic algorithm-support vector machine (GA-SVM) for damage identification of bridge[J]. *International Journal of Computational Intelligence and Applications*, 2011, 10(4): 383–397.
- [18] FALL M, BENZAAZOUA M, OUELLET S. Experimental characterization of the influence of tailings fineness and density on the quality of cemented paste backfill[J]. *Minerals Engineering*, 2005, 18(1): 41–44.
- [19] POURBASHEER E, RIAHI S, GANJALI M R, et al. Application of genetic algorithm-support vector machine (GA-SVM) for prediction of BK-channels activity[J]. *European Journal of Medicinal Chemistry*, 2009, 44(12): 5023–5028.
- [20] AHMAD S, GROMIHA M. Design and training of a neural network for predicting the solvent accessibility of proteins[J]. *Journal of Computational Chemistry*, 2003, 24(11): 1313–1320.
- [21] 马 砺, 张鹏宇, 郭睿智, 等. 巷道火灾密闭过程烟气温度预测的 GA-SVM 模型[J]. *中国矿业大学学报*, 2021, 50(4): 641–648.
- MA Li, ZHANG Peng-yu, GUO Rui-zhi, et al. GA-SVM model for prediction flue gas temperature of roadway fire under sealing process[J]. *Journal of China University of Mining and Technology*, 2021, 50(4): 641–648.
- [22] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]// *Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks*. IEEE, 1995, 4: 1942–1948.
- [23] 赵风文, 胡建华, 曾平平, 等. 基于正交试验的碱基-磷石膏胶结充填体配比优化[J]. *中国有色金属学报*, 2021, 31(4): 1096–1105.
- ZHANO Feng-wen, HU Jian-hua, ZENG Ping-ping, et al. Optimization research of base-phosphogypsum cemented backfill ratio based on orthogonal test[J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 2021, 31(4): 1096–1105.
- [24] 程纬华. 粗骨料高浓度自流充填技术研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2012.
- CHENG Wei-hua. Research on high concentration self-flow filling technology for coarse aggregates[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2012.

Coarse aggregate paste performance prediction and proportioning optimization method based on SVM

WANG Lei-ming^{1,2,3,4}, YIN Sheng-hua^{1,3}, YAN Ze-peng^{1,3}, CUI He-jia⁵, LIU Pei-zheng², DENG Bo-na⁴

(1. Key Laboratory of High-Efficient Mining and Safety of Metal Mines, Ministry of Education, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China;

2. State Key Laboratory of Safety and Health for Metal Mines, Maanshan 243000, China;

3. School of Civil and Resources Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China;

4. Key Laboratory of Green Chemical Engineering Process, Ministry of Education, China;

5. Shougang Ming Corporation, Tangshan 064400, China)

Abstract: Paste filling can change the stress state of the rocks around the mine and reduce the environmental problems around the mine, which is widely used in underground mines at home and abroad. The determination of paste's reasonable ratio requires a lot of experiments, and there is an urgent need to find a simple and effective method to predict the paste performance. Thus, strength and slump tests of 27 sets were conducted in this paper, and the SVMs optimized by PSO, Grid, and GA algorithms were trained to compare the prediction results for algorithm optimization. Then the paste performance prediction was carried out based on the corresponding model, and the influence degree of different factors on the paste performance was revealed using extreme difference analysis. Finally, the optimal proportioning parameters were obtained by using the linear programming principle. The results show that the parameter c and the penalty coefficient g vary with the algorithm and cannot be used as a basis for judging the prediction accuracy. Grid algorithm and PSO algorithm can make accurate predictions of slump and strength respectively. Because of free water content in paste, the slump is mainly influenced by the coarse aggregate-to-tailing ratio and concentration. At the same time, the influence of cement content and concentration on the strength of the filler under different age conditions is always dominant. Moreover, the “skeleton” effect of coarse aggregates gradually appears with the curing age increase. The lowest cost ratio to meet the actual filling requirements of Jinchuan mine is 280 kg/m³ of cement, a coarse aggregate-tailing mass fraction ratio of 1 : 1, and a waste rock-rod mill sand ratio of 1 : 1.44.

Key words: paste backfill; support vector machine (SVM); range analysis; linear programming; proportion optimization

Foundation item: Project(2021-JSKSSYS-01) supported by Projects(52204124, 52034001) supported by the Key Program of National Natural Science Foundation of China; Project(BX20220036) supported by Postdoctoral Innovation Talents Support Program; Project(2022M710356) supported by Chinese Postdoctoral Science Foundation; Project(2018RA4003) supported by Funds of Key Field Innovation Team of Ministry of Science & Technology of PRC; Project(B20041) supported by the 111 Project; the State Key Laboratory of Safety and Health for Metal Mines; Project(GCP202108) supported by the Open Project of Key Laboratory of Green Chemical Engineering Process of Ministry of Education; Project(2019SDZY05) supported by Shandong Provincial Major Science and Technology Innovation Project, China

Received date: 2021-10-28; **Accepted date:** 2022-04-12

Corresponding author: YIN Sheng-hua; Tel: +86-13811668481; E-mail: csuysh@126.com

(编辑 龙怀中)