基于DBO-MLP-SVM算法联合数值模拟的采场结构参数优化研究*

李坤[1]，王刚[2]，赵黎[3]，粟登峰[1]，胡颖鹏[1]，谭宝会[1]，王瑞[1]，侯鑫鑫[1]

（1.西南科技大学 环境与资源学院， 四川 绵阳市 621010；
2.金川集团股份有限公司， 甘肃 金昌市 737100；
3.四川铸创安全科技有限公司， 四川 成都 610046）

摘要：针对采场结构参数优化中传统工程类比方法易受主观评价影响、单纯数值模拟方法建模复杂且工作量大等难题，提出基于DBO-MLP-SVM的人工智能采场参数优选方法。采用蜣螂算法(DBO)优化多层感知机(MLP)与支持向量机(SVM)的性能，将二者融合以克服MLP易陷入局部最优的缺陷，并收集相关矿山采场参数与采场稳定性分级数据对所提模型进行训练，以西南某石灰石矿山为例，代入模型获得不同矿柱宽度下的稳定性分级，并通过FLAC3D数值模拟对采场位移、矿柱变形及地表沉降进行分析验证。结果表明：DBO-MLP-SVM模型预测矿柱宽度大于8 m时采场稳定，最优采场结构参数为矿柱宽度×间距＝8 m×8 m，数值模拟结果与其一致；与传统工程类比法相比，智能协同优化后采场生产能力增幅达51.80%，损失率、贫化率变化较小，有效兼顾了生产效能与安全保障。该方法为采场结构参数优化提供了高效、准确的技术途径，可为矿山采场参数优化提供借鉴。

关键词：采场结构参数；DBO-MLP-SVM算法；采场稳定性；矿柱宽度；数值模拟

中图分类号：TD853　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1005-2763(2026)06-0032-10

Research on Optimization of Stope Structure Parameters Based on DBO-MLP-SVM Algorithm Combined with Numerical Simulation

Li Kun[1], *Wang Gang*[2], *Zhao Li*[3], *Su Dengfeng*[1], *Hu Yingpeng*[1], *Tan Baohui*[1], *Wang Rui*[1], *Hou xinxin*[1]

(1.School of Environment and Resources, Southwest University of Science and Technology, Mianyang, Sichuan 621010, China;
2.Jinchuan Group Co., Ltd., Jinchang, Gansu 737100, China;
3.Sichuan Zhuchuang Safety Technology Co., Ltd., Chengdu, Sichuan 610046, China)

Abstract: Aiming at the problems that the traditional engineering analogy method is easily affected by subjective evaluation, and that the simple numerical simulation method involves complex modeling and heavy workload in the optimization of stope structure parameters, an artificial intelligence stope parameter optimization method based on DBO-MLP-SVM is proposed. The Dung Beetle Optimizer (DBO) was used to optimize the performance of Multilayer Perceptron (MLP) and the Support Vector Machine (SVM). The two were fused to overcome the defect that MLP is easy to fall into a local optimum, and the relevant mine stope parameters and stope stability classification data were collected to train the proposed model. Taking a limestone mine in southwest China as an example, the stability classification under different pillar widths was obtained by substituting the model, and the stope displacement, pillar deformation and surface settlement were analyzed and verified by FLAC3D numerical simulation. The results show that the DBO-MLP-SVM model predicts that the stope is stable when the pillar width is greater than 8 m, and the optimal stope structure parameter is pillar width × spacing = 8 m × 8 m, which is consistent with the numerical simulation results. Compared with the traditional engineering analogy method, the production capacity of the stope after intelligent collaborative optimization increased by 51.80%, and the loss rate and dilution rate changed little, which effectively balances production efficiency and safety. This method provides an efficient and accurate technical approach for the optimization of stope structure parameters, which can serve as a reference for the optimization of mine stope parameters.

Key words: Stope structure parameter, DBO-MLP-SVM algorithm, Stope stability, Pillar width, Numerical simulation

---

* **收稿日期**：2025-07-04
基金项目：四川省自然资源厅科研项目(KJ-2025-029)；西南科技大学博士基金项目(21zx7157)
作者简介：李坤(2000—)，男，山东临沂人，硕士研究生，主要从事矿业工程相关研究工作。E-mail：15264940610@163.com
通信作者：赵黎(1998—)，男，四川阆中人，硕士，主要从事矿山安全技术相关研究工作。E-mail：zhaoliwujia@163.com

0 引言

当前矿产资源需求持续增长,矿山开采面临深度不断加大、开采条件日趋复杂及安全生产要求愈发严格等挑战。采场作为地下开采系统的核心组成部分,其结构参数的合理性不仅直接决定采准工程布置、支护方案设计及围岩稳定性控制的效果,还深刻影响资源回采率、开采成本与生产效率等关键指标,对矿山企业的经济效益和可持续发展能力具有重大影响[1-3]。

近年来,采场参数优化主要通过数值模拟、物理试验、工程类比以及力学计算等方法实现。甘德清等[4]利用 Mathews 稳定图法与数值模拟方法,通过评估不同参数组合下的稳定性,实现了采场结构参数的优化配置。梅林芳等[5]采用层次分析法结合模糊数学进行综合评价,从而优选出最优采场结构参数。黄帅[6]基于机器学习实现高精度预测,优化了临界跨度与稳定图解,并通过 Kriging 插值定义了新亚类,有效指导了采场结构参数优化。柴红等[7]以山东半岛某地下矿井为研究对象,基于 Mathews 稳定性图法确定了采场宽度的适宜取值范围,并采用 FLAC3D 数值模拟软件深入分析,最终获得了采场最优宽度。陈顺满等[8]采用中心复合试验研究了采场高度、矿柱的直径和排距等参数对应力分布与矿石回收率的影响,进而得出最优采场参数。刘泽洲等[9]综合运用经验法与数值分析法,基于查表法确定了厚大矿体的采场宽度,对采场参数进行了优化。张应平[10]运用 FLAC3D 有限差分法与 UDEC 离散元法,深入研究了层状岩体中矿柱倾角变化对采场围岩稳定性的影响,据此确定了采场矿柱的最优结构参数。兰明等[11]通过深入分析矿山实际开采条件,并结合复合试验与数值模拟,揭示了不同结构参数下的力学响应特性,从而实现了采场结构参数的综合优化。

目前,对采场结构参数进行优化主要通过理论分析、数值计算及室内相似模拟试验等手段[12]。然而,在多数研究中,采场参数优化与稳定性分析或面临模拟过程复杂、需建立大量模型的难题,或受制于工程类比与评价法准确性不足、主观性较强等缺陷。因此,亟需发展一种结果精确且操作简便的采场结构参数优化方法。在计算机技术迅猛发展的当下,运用人工智能算法获取合理的采场结构参数,对于实现矿山安全、经济、高效开采具有重要的现实意义。

1 采场结构参数优选原理

1.1 采场参数优选流程

通过收集相关矿山采场参数与采场稳定性评价分级数据,分析不同采场参数变化对采空区稳定性的影响。针对小样本数据集,实施数据增强策略以扩展样本覆盖范围,提升模型的泛化能力。然后,利用蜣螂算法[13](Dung Beetle Optimizer, DBO)分别优化多层感知机[14-16](Multilayer Perceptron, MLP)与支持向量机[17-19](Support Vector Machine, SVM)的超参数。随后,通过权重分配将优化后的两算法相融合,构建 DBO-MLP-SVM 人工智能算法,并验证其性能。最后,将实际工程数据输入该模型,获得对应参数下的稳定性分类,并利用 FLAC3D 数值模拟对分类结果进行验证。采场参数优化分析流程如图 1 所示。

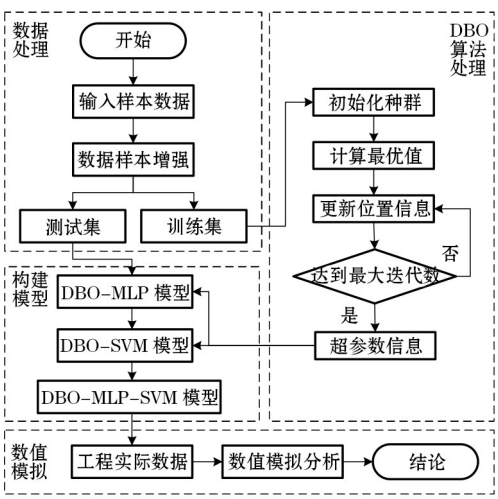


图 1 采场参数优选分析流程

Fig.1 Flowchart of optimization analysis for stope parameters

1.2 DBO 算法原理与寻优性能测试

1.2.1 蜣螂算法(DBO)

蜣螂算法(Dung Beetle Optimizer, DBO)由薛建凯等[13]于 2022 年提出,是模仿蜣螂觅食及其生存过程的一种较新的群体优化算法。蜣螂算法在寻找最优值方面,相较于其他优化算法有着明显的优势,具有迭代速度快、全局搜索能力强等显著特点。该算法流程主要分为:滚球过程、跳舞过程、繁殖过程、觅食过程、偷窃过程。

(1) 滚球过程的数学表达式为:

$$\begin{cases} x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha \times k \times x_i^{(t-1)} + b \times \Delta x \\ \Delta x = |x_i^{(t)} - X^w| \end{cases} \tag{1}$$

式中:$x_i^{(t+1)}$、$x_i^{(t)}$、$x_i^{(t-1)}$ 分别为 $t+1$、t、$t-1$ 次迭代

时,第 i 个个体的位置;α 取值为 1 或−1,取 1 表示滚动方向与原方向一致,−1 则表示相反;k 为发生偏转的系数,取 0～0.2;b 为 0～1 之间的随机数;Δx 为阳光照射强度,越大越不易陷于局部最优解;X^w 为搜索到的最差位置。

(2) 跳舞过程是个体脱离局部最优解的一种方式,其表达式为:

$$x_i^{(t+1)}=x_i^{(t)}+\tan(\theta)|x_i^{(t)}-x_i^{(t-1)}| \tag{2}$$

式中,$\theta\in[0,\pi]$,通过 tan 函数改变个体位置。

(3) 繁殖过程的数学表达式为:

$$\begin{cases}Lb^*=\max(X^*\times(1-R),Lb^b)\\Ub^*=\min(X^*\times(1-R),Ub^b)\end{cases} \tag{3}$$

式中:Lb^b 与 Ub^b 分别代表觅食区域的下界与上界;Lb^* 与 Ub^* 为蜣螂进行繁殖时整个活动空间的上下边界;X^* 为经过搜索后范围内所能找到的当前最佳位置;R 为梯度下降的迭代方程,与最大迭代次数 $T_{\max}$ 相关。

$$B_i^{(t+1)}=X^*+\boldsymbol{b}_1\times(B_i^{(t)}-Lb^*)+\boldsymbol{b}_2\times(B_i^{(t)}-Ub^*) \tag{4}$$

式中:$B_i^{(t)}$ 表示繁殖过程中,个体迭代的位置索引;$\boldsymbol{b}_1$ 和 $\boldsymbol{b}_2$ 为两个彼此独立的、与维度 D 相关的随机向量。

(4) 觅食过程模拟蜣螂寻找食物过程,根据当前最优位置和历史最优位置进行局部搜索,其数学表达式为:

$$x_i^{(t+1)}=x_i^{(t)}+C_1\times(x_i^{(t)}-Lb^b)+\boldsymbol{C}_2\times(x_i^{(t)}-Ub^b) \tag{5}$$

式中:C_1 为服从正态分布的随机变量;$\boldsymbol{C}_2$ 为一个介于(0,1)区间的随机向量。

(5) 偷窃过程模拟某些蜣螂偷窃其他蜣螂食物的行为,通过随机选择策略,获取潜在最优解,其数学表达式为:

$$x_i^{(t+1)}=X^b+S\times\boldsymbol{g}\times(|x_i(t)-X^*|+|x_i^{(t)}-X^b|) \tag{6}$$

式中:X^b 为全局搜索范围内的最佳位置;S 表示固定常数;$\boldsymbol{g}$ 为服从正态分布的 $1\times D$ 的随机向量。

通过上述过程,对比各子种群更新后的适应度值,最终输出最优适应度和最优位置。

1.2.2　多算法寻优性能测试

将麻雀算法 SSA[16]、粒子群优化算法 PSO[14]、遗传算法 GA[20] 以及灰狼优化算法 GWO[21] 对比分析,以寻找最优值的速度、准确度来判断寻优能力,本次测试采用多峰值测试函数,其函数式为:

$$F(x)=\sum_{i=1}^{n}-x_i\sin(\sqrt{|x_i|}) \tag{7}$$

初始种群规模设为 50,总迭代次数设定为 1 000。采用高维多峰测试函数检验算法跳出局部最优的能力,可有效对比不同算法的寻优速度与精度。

不同算法迭代曲线如图 2 所示。从图 2 可以看出,DBO 算法能在 300 次迭代内收敛至全局最优解,而其余算法存在消耗时间较长且步数较多,或无法找到最小值等问题。

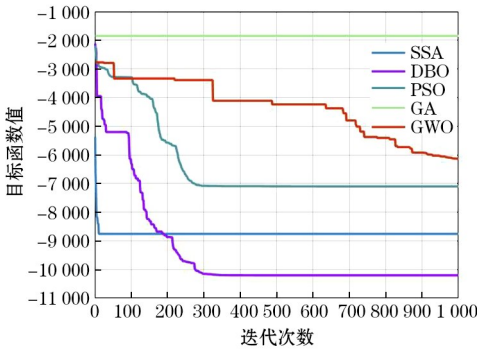


图 2　不同算法迭代曲线

Fig.2　Iteration curves of different algorithms

不同算法迭代时间、寻最优值结果分别如图 3、图 4 所示。结合图 3、图 4 可知,麻雀搜索算法(SSA)与灰狼优化算法(GWO)的计算耗时较长;粒子群算法与遗传算法虽然耗时较短,但所找到的最佳值较大,无法找到最优解。相比之下,蜣螂算法(DBO)能够在较短时间内找到最小最佳值,其准确度也较高。

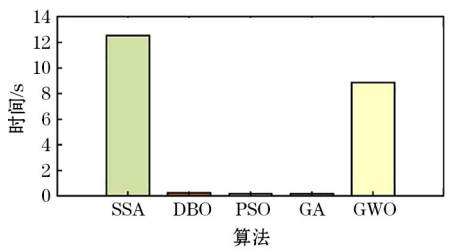


图 3　不同算法迭代时间

Fig.3　Iteration time of different algorithms

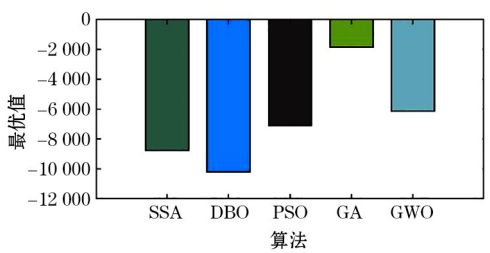


图 4　不同算法寻优最优值

Fig.4　Optimal values obtained by different algorithms

1.3 DBO 优化的 MLP-SVM 组合模型构建

1.3.1 DBO 优化 MLP 流程

多层感知器(Multilayer Perceptron, MLP)是一种含隐藏层的前馈神经网络[15-16],其结构由输入层、隐藏层及输出层构成,如图 5 所示。MLP 具有强大的数据信息提取能力。

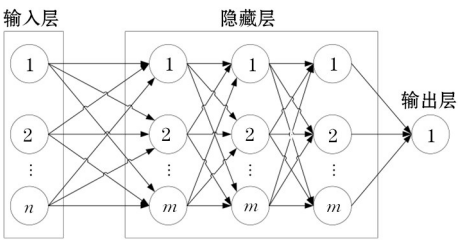


图 5 MLP 层次结构

Fig.5 Hierarchical structure of MLP

DBO 算法对 MLP 的优化主要针对神经元个数、隐藏层数等超参数。将数据划分为测试集与训练集,通过 DBO 优化超参数获得适应度。其中,适应度是指将超参数代入 MLP 得到的预测值与实际值的差值,差值越小越好。DBO 优化 MLP 流程如图 6 所示。

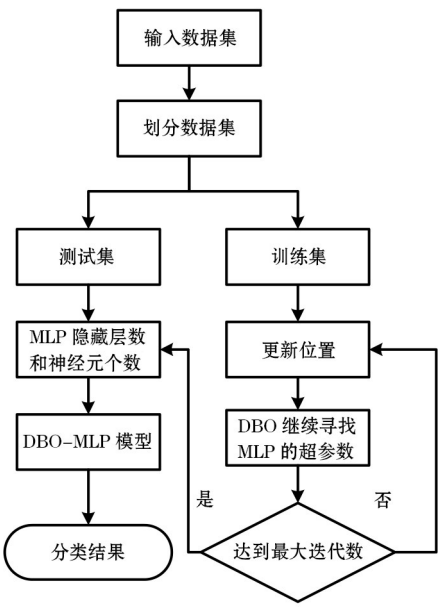


图 6 DBO 优化 MLP 流程

Fig.6 The process of optimizing MLP with DBO

1.3.2 DBO 优化 SVM 流程

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)可以较快速地对小样本数据进行学习分类。将其与神经网络相融合,可有效抑制神经网络易陷入局部最优解的问题。SVM 主要分析数学表达式为:

$$\min_{W,b} \| \boldsymbol{W} \|_2^2 + C\sum_{i=1}^{n}\varepsilon(f(x_i)-y_i) \tag{8}$$

$$f(x)=\sum_{i=1}^{N}\alpha_i y_i K_1 + b \tag{9}$$

$$K_1=\exp\left|-\frac{\| x_i - x_j \|^2}{2\sigma^2}\right| \tag{10}$$

式中:$\{x_i, y_i\}$ 为训练数据集;$\boldsymbol{W}$ 为权值向量;b 为偏置值,通过训练集确定,且满足特征函数 $T(X)=\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}X+b$,其值到所有样本的距离最小;$C$ 为罚项系数;ε 为损失函数;N 为训练集大小;α_i 为拉格朗日乘子;K_1 表示核函数,选择高斯径向基函数作为核函数;σ 为大于零的核宽度参数。

DBO 优化 SVM 流程如图 7 所示。首先对数据集进行归一化处理,以消除量纲影响、使其处于同一量级,增强泛化能力。随后,设置 DBO 算法的种群规模、迭代次数等基础参数。在迭代过程中,基于适应度函数评估个体优劣,通过比较与更新个体最优和全局最优来引导种群向更优区域搜索。循环进行上述步骤,直到满足终止条件,最终输出最优超参数及最佳适应度,并将其代入 SVM 模型进行训练与预测,从而实现数据的有效分类。

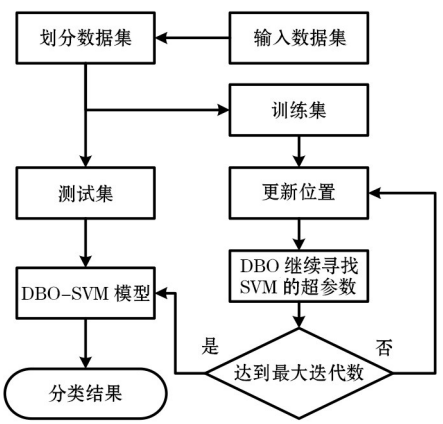


图 7 DBO 优化 SVM 流程

Fig.7 The process of optimizing SVM with DBO

1.3.3 组合方法

划分数据集后,分别在 DBO-MLP 和 DBO-SVM 上训练出模型 DM 和 DS。将预测集输入模型,得到预测值 Y_{DM} 和 Y_{DS},并计算其与真实值之间的误差,分别记为 MAE_{DM} 和 MAE_{DS}。其组合权重可由式(11)计算:

$$Q_i=\frac{MAE_i}{MAE_i+MAE_j} \tag{11}$$

式中,Q_i 为 i 算法在模型中的组合权重。

1.4 数据来源与样本增强处理

1.4.1 数据来源

矿柱作为地下矿山中支撑层状矿体的重要结构,其稳定性直接关系到矿山安全。选取已有文献中的采场矿柱参数值对算法模型进行训练,数据共205组,原始数据来源于Elliot Lake和Selebi-Phikwe等矿山[22-23]。参数主要包括矿柱宽度(P_W)、矿柱高度(P_H)、单轴抗压强度(S_{UCS})以及受到的平均应力(S_{APS})。各参数统计特征见表1。

表1 各矿柱指标统计特征

Table 1 Statistical characteristics of pillar indicators

指标	P_W/m	P_H/m	S_{UCS}/MPa	S_{APS}/MPa
平均值	9.20	12.35	160.28	63.05
标准差	45.00	520.00	316.00	638.00
最大值	1.90	2.33	42.00	11.00
最小值	8.09	37.54	63.73	60.06

表1中所列指标可在一定程度上反映矿柱的安全状态。由于原始数据量较大,表2仅展示了部分数据。

表2 矿柱参数和稳定性分类

Table 2 Pillar parameters and stability classification

P_W/m	P_H/m	S_{UCS}/MPa	S_{APS}/MPa	稳定性分类
3.80	6.00	240	68.00	0
6.00	6.00	240	84.00	0
5.90	4.00	172	49.60	1
7.20	4.00	172	56.70	1
4.60	4.50	172	93.50	−1
4.60	4.50	172	93.50	−1
		……		
9.80	7.00	80	50.40	−1

注:在稳定性分类中,−1表示不稳定状态,0代表基本稳定状态,1则表示较稳定状态。

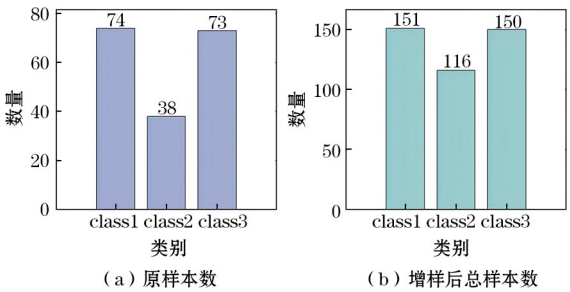
1.4.2 数据样本增强处理

采用SMOTE(Synthetic Minority Over-sampling Technique)[24-26]方法,通过合成新的少数类样本来平衡不同类别样本的数量,使数据类型分布趋近。具体方法为:将数量较少的样本x_i,利用欧氏距离选取其k个最邻近样本,从中随机选取一个$x_{i,j}$($j\in\{1,2,\cdots,k\}$),然后通过式(12)来生成新样本:

$$x_{new}=x_i+\text{rand}(0,1)\times(x_{i,j}-x_i) \tag{12}$$

式中:x_{new}为生成的新样本;rand(0,1)代表0~1的随机数。

样本数量变化如图8所示,其中class1、class2为稳定分类,class3则为较稳定分类。各样本数量增样后,不同类别间的样本数量差距明显减小。

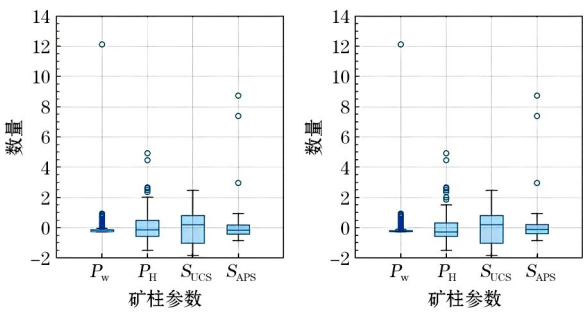


(a)原样本数 (b)增样后总样本数

图8 样本数量变化

Fig.8 Variation in sample size

经标准化处理后的样本数据分布如图9所示。对比原始样本和数据增强后的各个特征分布情况,可知经增强后数据分布变化不大。

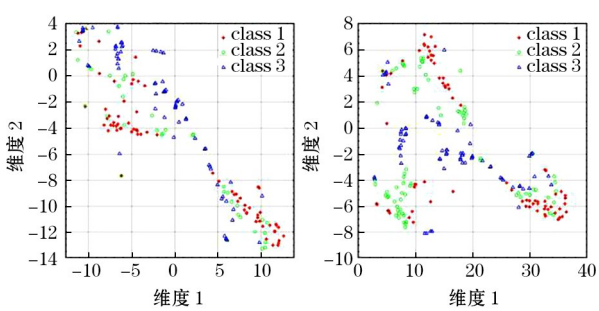


(a)原样本数据 (b)增强后的数据

图9 标准化后数据分布变化

Fig.9 Distribution changes of data after standardization

对原样本数据与生成样本进行t-SNE降维[27],在二维空间中分析样本间的相似程度。3种稳定程度样本二维分布特征如图10所示,生成的3种稳定程度样本分布情况类似,由左上到右下分布,且生成数据在左下区域进行了拓展,产生了新的样本点。



(a)原样本数据 (b)增强后的数据

图10 3种稳定程度样本二维分布特征

Fig.10 2D distribution of samples with three stability levels

2 模型性能评估与验证

2.1 评估指标

混淆矩阵[28]可以直观地展示模型的分类准确

性,并能够清晰地反映错误分类的具体类型。进行三分类时,矩阵对角线上的元素代表各类别正确预测的样本数量,非对角线上的元素则表示某类样本被错分为其他类别的数量,见表 3。

表 3 三分类混淆矩阵

Table 3 Confusion matrix for ternary classification

类别	预测 1	预测 2	预测 3
真实 1	TP1	FN1-2	FN1-3
真实 2	FN2-1	TP2	FN2-3
真实 3	FN3-1	FN3-2	TP3

训练集、测试集混淆矩阵分别如图 11、图 12 所示,数字标签 0、1、2 分别对应前文 class1、class2、class3 的三类类别。采用 DBO-MLP-SVM 人工智能算法模型进行训练,其训练集分类准确率超 98%,测试集分类正确率能够达到 100%。

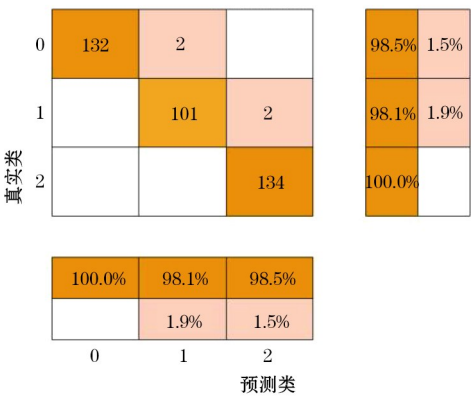


图 11 训练集混淆矩阵

Fig.11 Confusion matrix of the training set

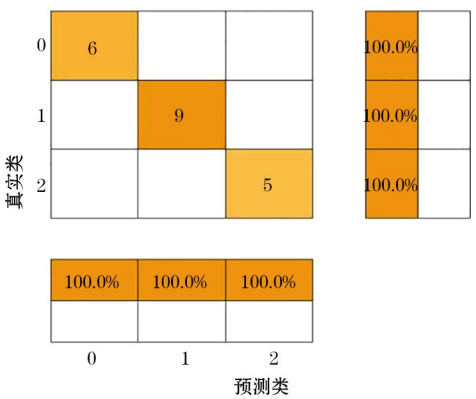


图 12 测试集混淆矩阵

Fig.12 Confusion matrix of the test set

训练集、测试集拟合曲线分别如图 13、图 14 所示。从图中可以看出,训练数据集的拟合效果较好,分类错误的样本数量较少;同时,预测结果与实际结果一致,说明该模型能有效进行稳定性分类。

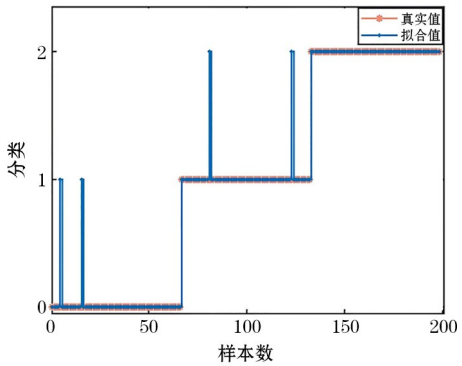


图 13 训练集拟合曲线

Fig.13 Fitting curves of the training set

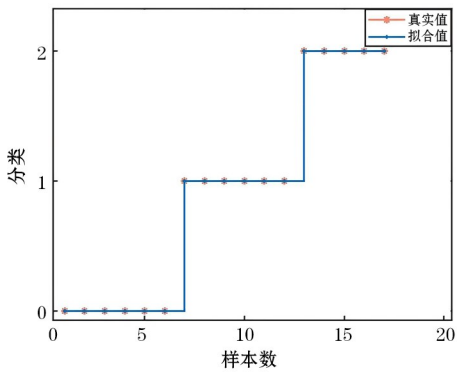


图 14 测试集拟合曲线

Fig.14 Fitting curves of the test set

2.2 *K* 折验证分析

K 折交叉验证[27]为广泛用于评估模型泛化能力的技术。该方法将数据集划分为 *K* 个子集,每次选取一个子集作为验证集,其余 *K*−1 个子集作为训练集。通过多次迭代,可以有效降低单次数据划分的随机性带来的影响,从而提供更可靠的模型性能估计。*K* 折模型性能验证如图 15 所示,采用 4 折交叉验证时,DBO-MLP-SVM 模型的精确度超 95%。

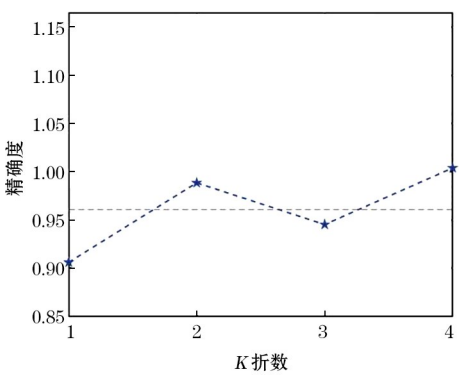


图 15 *K* 折模型性能验证

Fig.15 *K*-fold model performance validation

3 工程应用实例

3.1 工程概况

西南某石灰石矿位于中山背斜北段北西翼,为单斜构造,总体地势北高南低。矿区内最高点标高为 605 m,最低点标高为 310 m,相对高差约为 295 m。该石灰石矿体平均厚度为 11.68 m,采场矿柱按正方形布置,边长和间距相等,取 7～10 m。矿石单轴抗压强度约为 80 MPa,覆岩平均密度为 2.69 t/m^3。

3.2 模型建立

3.2.1 模拟方案

在实际采矿作业中,矿柱的宽度与间距是采场参数的关键组成部分,对采场的安全性及经济效益具有显著影响。将矿山实际参数代入 DBO-MLP-SVM 模型进行矿柱稳定性综合分析。考虑到房柱法设计时矿柱宽度和间距往往同步变化,参数冗余,因此,本文只选取矿柱宽度参数输入,最终得到分类结果(见表 4)。由表 4 可知,矿柱宽度大于 8 m 时,采场稳定性满足要求。为验证该模型的准确性及在临界参数附近的敏感度,设计矿柱宽度为 7 m、8 m 及 9 m 三种方案,通过数值模拟对预测结果进行验证。

表 4 工程实际矿柱参数和稳定性分类

Table 4 Field-measured pillar parameters and stability classification

P_W/m	P_H/m	S_{UCS}/MPa	S_{APS}/MPa	稳定性分类
7.00	12.00	80.00	43.04	−1
8.00	12.00	80.00	25.11	0
9.00	12.00	80.00	26.04	0
10.00	12.00	80.00	21.09	0

3.2.2 模型建立

采用 3DMine 软件构建比例为 1∶1 的三维地质模型,并利用犀牛-Griddle-FLAC3D[29] 耦合建模技术,将三维地质模型转化为适用于 FLAC3D 程序计算的三维有限元网格模型。选定 3 组矿柱参数进行对比分析,即矿柱宽度×间距分别为 7 m×7 m、8 m×8 m、9 m×9 m。建立的石灰石矿山数值模型如图 16 所示,模型内部结构如图 17 所示。

矿山岩层岩体力学参数见表 5。数值模拟方案主要研究不同采场结构参数(矿柱宽度为 7 m、8 m 和 9 m,间距与宽度相等)对采场稳定性的影响。数值模型中,岩石的力学行为选用摩尔-库伦准则进行描述。

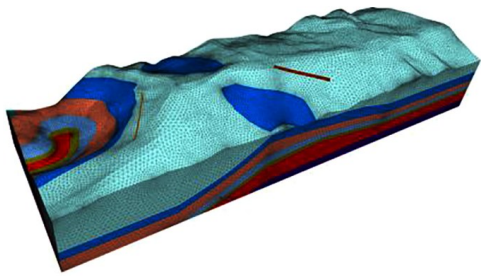


图 16 西南某石灰石矿山数值计算模型

Fig.16 Numerical model of a limestone mine in Southwest China



图 17 模型内部采场结构

Fig.17 Internal stope structure of the model

表 5 矿山地下工程岩体物理力学参数

Table 5 Physico-mechanical parameters of rock mass in underground mining engineering

岩性	容重/(kN/m^3)	抗拉强度 σ_t/MPa	黏聚力 c/MPa	内摩擦角 φ/(°)	弹性模量 E_{rm}/GPa	泊松比 μ
灰岩	26.362	0.225	1.526	41.06	10.94	0.25
砂岩	24.425	0.173	1.290	39.68	8.88	0.30
泥岩	21.250	0.038	0.520	25.24	2.90	0.35

3.3 结果分析

3.3.1 不同矿柱宽度下采场顶板垂直位移变化

顶板岩层与矿柱的稳定性对采场稳定性具有决定性影响。顶板岩层的位移与变形量愈大,采场失稳风险愈高。因此,顶板沉降位移的监测数据可作为评估采空区围岩稳定性的重要依据。

采场矿柱宽度为 8 m 时的顶板围岩垂直位移云图如图 18 所示。当矿柱宽度为 7 m 时,采场顶板最大沉降量为 6 cm;宽度增至 8 m 时,最大沉降量为 4 cm;宽度继续增至 9 m 时,最大沉降量约为 3.7 cm。这表明,在一定范围内增大矿柱宽度可有效抑制顶板沉降变形,但抑制效果的增大程度随着宽度的增大而逐渐减弱。同时可见,新采区开采后,老采空区顶板位移无明显增加。

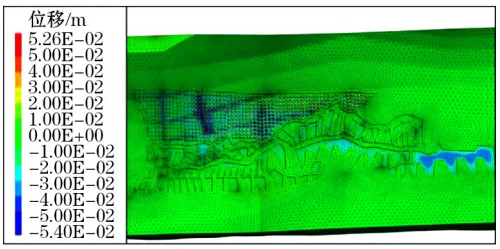


图 18　采场矿柱宽度为 8 m 时顶板围岩垂直位移云图

Fig.18　Cloud map of vertical displacement of roof rock in stope under pillar width of 8 m

3.3.2　不同矿柱宽度下底板位移变化

采场矿柱宽度为 8 m 时底板位移分布云图如图 19 所示。当矿柱宽度为 7 m 时,底板位置的最大沉降量可达 5 cm;宽度增至 8 m 时,沉降量降至约 3 cm;当矿柱宽度超过 8 m 时,顶底板沉降、围岩塑性破坏及矿柱张拉破坏状况均得到显著改善。

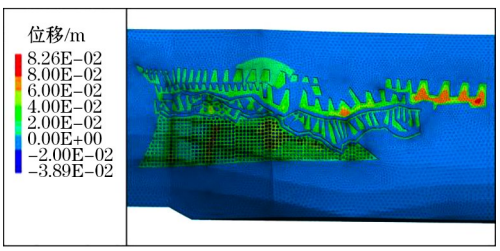


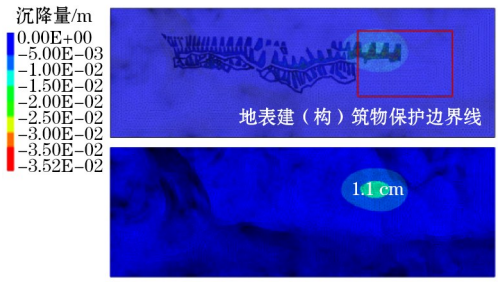
图 19　采场矿柱宽度为 8 m 时底板位移分布云图(底板视角)

Fig.19　Displacement distribution nephogram of stope floor under pillar width of 8 m (viewed from floor perspective)

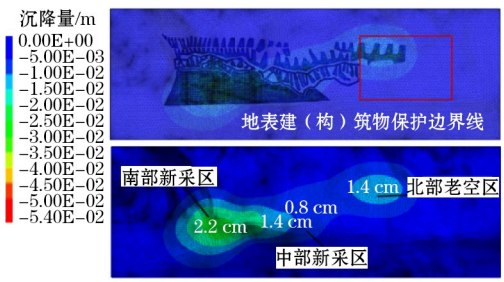
3.3.3　不同采场结构参数对地表沉降的影响分析

地下矿产资源的开采活动往往引发地表变形,若变形程度严重,将导致地表建筑物发生结构破坏,威胁民众的生命安全及财产安全。因此,有必要分析不同采场结构参数对地表位移变形的影响。

采场矿柱宽度为 8 m 时开采前、后地表沉降量特征如图 20 所示。在采场结构参数(矿柱宽度×间距)设定为 7 m×7 m、8 m×8 m 及 9 m×9 m 时,南部新采区上覆地表的最大沉降量分别为 3 cm、2.2 cm 和 1.7 cm;而中部新采区上覆地表的最大沉降量则分别为 1.5 cm、1.4 cm 和 1.4 cm。由此可知,随着矿柱宽度的增加,地表沉降量明显减小。因此,综合采场稳定性和经济效益,最优采场结构参数为矿柱宽度×矿柱间距=8 m×8 m。该结果与 DBO-MLP-SVM 人工智能算法模型综合分析矿柱稳定性得出的结论一致。



(a) 采场开采前



(b) 采场矿柱宽度为 8 m

图 20　采场矿柱宽度为 8 m 下开采前、后地表沉降量特征

Fig.20　The characteristics of surface subsidence before and after mining under the stope pillar width is 8 m

3.4　传统方法对比分析

将西南某石灰石矿采用优化后采场参数的开采情况与传统方法采矿方法进行对比,分析各方法的生产效率、回采率以及贫化率,结果见表 6。

表 6　各方法技术经济指标对比

Table 6　Comparison of technical and economic indicators of various methods

采矿方法	生产效率/(t/d)	采切比/(m/kt)	贫化率/%	损失率/%	安全程度
房柱法(工程类比法)	110.30	9.88	9.90	9.22	较好
房柱法(DBO-MLP-SVM)	167.44	8.43	8.55	11.02	好

根据表 6 的实测指标对比分析,采用传统工程类比法的采场生产能力为 110.30 t/d,而应用 DBO-MLP-SVM 智能协同优化后,采场生产能力达到 167.44 t/d,增幅为 51.80%。在技术经济指标方面,采切比由 9.88 m/kt 下降至 8.43 m/kt,降幅为 14.68%。传统采场年均贫化率指标为 9.90%,对应损失率指标为 9.22%;采用优化后的结构参数,采场年均贫化率降低至 8.55%,损失率为 11.02%。综合评估表明,DBO-MLP-SVM 算法联合数值模拟优化采场结构参数的方法可大幅度提升采场生产能力,损失率和贫化率相近,有效兼顾了生产效能与安

全保障的双重目标。

4 结论

针对采场参数优化中工程类比法易受主观因素影响、单纯数值模拟法建模复杂且工作量大等不足,本文提出了基于 DBO-MLP-SVM 人工智能算法的采场参数优选方法。

(1) 利用 DBO 算法优化 MLP 与 SVM 的性能,通过二者的融合,有效避免了 MLP 算法易陷入局部最优解的问题,构建了 DBO-MLP-SVM 组合模型。模型训练集分类准确率超 98%,测试集分类准确率达 100%,4 折交叉验证准确率超 95%,表现出良好的泛化能力和分类性能。

(2) 以西南某石灰石矿山为例,将实际参数代入 DBO-MLP-SVM 模型,得出矿柱宽度大于 8 m 时采场稳定性较好,最优采场结构参数为矿柱宽度×间距=8 m×8 m。采用 FLAC3D 数值模拟对采场位移、矿柱变形及地表沉降进行分析,验证了该模型的准确性。

(3) 与传统工程类比法相比,基于 DBO-MLP-SVM 智能协同优化采场结构参数后,采场生产能力由 110.30 t/d 提升至 167.44 t/d,增幅达 51.80%;采切比由 9.88 m/kt 降至 8.43 m/kt,降幅为 14.68%;贫化率由9.90%降至 8.55%,损失率相近。该方法有效兼顾了生产效能与安全保障的双重目标,验证了机器学习结合群体智能算法在解决实际矿业工程问题中的应用潜力。

参考文献(References):

[1] 赵国彦,李振阳,代俊成.基于 Vague-RSM-AFSA 模型的采场结构参数优化研究[J].黄金科学技术,2019,27(4):497-504.
Zhao Guoyan, Li Zhenyang, Dai Juncheng. Optimization research on stope structural parameters based on Vague-RSM-AFSA model[J].Gold Science and Technology,2019,27(4):497-504.

[2] 吴爱祥,王勇,张敏哲,等.金属矿山地下开采关键技术新进展与展望[J].金属矿山,2021(1):1-13.
Wu Aixiang, Wang Yong, Zhang Minzhe, et al. New development and prospect of key technology in underground mining of metal mines[J]. Metal Mine,2021(1):1-13.

[3] 高博,李佳建.上向水平分层充填法采场结构参数优化的数值模拟研究[J].矿业研究与开发,2023,43(8):19-25.
Gao Bo, Li Jiajian. Numerical simulation study on optimization of stope structure parameters of upward horizontal layered filling mining method [J]. Mining Research and Development,2023,43(8):19-25.

[4] 甘德清,孟岐,刘志义,等.基于响应曲面的采场结构参数优化方法与敏感性分析[J].矿业研究与开发,2025,45(3):31-40.
Gan Deqing, Meng Qi, Liu Zhiyi, et al. Optimization method and sensitivity analysis of stope structure parameters based on response surface[J]. Mining Research and Development,2025,45(3):31-40.

[5] 梅林芳,邓朋,何志义,等.某铁矿床充填采矿方案优选及采场结构参数优化[J].矿业研究与开发,2025,45(2):25-32.
Mei Linfang, Deng Peng, He Zhiyi, et al. Selection of filling mining scheme and optimization of stope structure parameters of an iron deposit[J]. Mining Research and Development,2025,45(2):25-32.

[6] 黄帅.基于机器学习的采场稳定性预测及图解法优化研究[D].长沙:中南大学,2023.
Huang Shuai. Stope stability prediction and optimization of graphical method based on machine learning[D]. Changsha: Central South University,2023.

[7] 柴红,郭俊超,杨淑慧,等.缓倾斜厚大矿体采场结构参数优化研究与应用[J].金属矿山,2023(11):142-147.
Chai Hong, Guo Junchao, Yang Shuhui, et al. Study and application on the optimization of stope structural parameters of gently inclined thick orebody[J]. Metal Mine, 2023(11):142-147.

[8] 陈顺满,吴爱祥,王贻明,等.基于响应面法的破碎围岩条件下采场结构参数优化研究[J].岩石力学与工程学报,2017,36(增刊 1):3499-3508.
Chen Shunman, Wu Aixiang, Wang Yiming, et al. Optimization research on stope structure parameters in broken rock conditions based on the response surface method [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2017,36(Suppl.1):3499-3508.

[9] 刘泽洲,吴伟伟,雷明.缓倾斜厚矿体采场结构参数优化研究[J].矿业研究与开发,2020,40(9):6-10.
Liu Zezhou, Wu Weiwei, Lei Ming. Study on optimization of stope structure parameters and support system for gently-inclined thick ore body [J]. Mining Research and Development,2020,40(9):6-10.

[10] 张应平.云南某磷矿层状节理岩体矿柱参数优化设计中的数值分析应用[J].矿产与地质,2023,37(2):420-428.
Zhang Yingping. Application of numerical analysis in the optimal design of ore column parameter for layered joint rock body at a phosphate mine in Yunnan[J]. Mineral Resources and Geology,2023,37(2):420-428.

[11] 兰明,刘志祥,李夕兵.阶段嗣后充填采场结构参数的多目标多属性优化[J].中南大学学报(自然科学版),2019,50(2):375-383.
Lan Ming, Liu Zhixiang, Li Xibing. Multi-objective optimization and multi-attribute decision making on structural parameters of stage backfilling stope[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2019,50(2):375-383.

[12] 薛田喜,解联库,袁阳.改进的模糊层次分析法在缓倾斜厚大矿体开采方案优选中的应用[J].有色金属工程,2024,14(2):85-91.
Xue Tianxi, Xie Lianku, Yuan Yang. Application of improved fuzzy analytic hierarchy process in mining scheme optimization of slowly inclined large and thick ore body[J]. Nonferrous Metals Engineering,2024,14(2):85-91.

[13] Xue J K, Shen B. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing,2023,79(7):7305-7336.

[14] 施树蓉,韩啸,胡倩倩,等.基于 PSO-MLP 的 RH 精炼终点温度预报模型开发与应用[J].冶金能源,2025,44(2):60-65.
Shi Shurong, Han Xiao, Hu Qianqian, et al. Development and application of a temperature prediction model for RH refining endpoint based on PSO-MLP [J]. Energy for Metallurgical Industry,2025,44(2):60-65.

[15] 包广拓.基于 H-B 准则和 DBO-MLP 的岩质边坡稳定性预测模型研究[D].昆明:昆明理工大学,2024.
Bao Guangtuo. Research on stability prediction model of rock slope based on H-B criterion and DBO-MLP algorithm [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology,2024

[16] 侯克鹏,包广拓,孙华芬.SSA-MLP 模型在岩质边坡稳定性预测中的应用[J].安全与环境学报,2024,24(5):1795-1803.
Hou Kepeng, Bao Guangtuo, Sun Huafen. Application of SSA-MLP model to stability prediction of rock slope[J]. Journal of Safety and Environment,2024,24(5):1795-1803.

[17] 薛凯隆,崔欣超,祁云,等.基于 DBO-SVM 的采空区煤自燃危险性预测[J].沈阳理工大学学报,2024,43(6):85-90.
Xue Kailong, Cui Xinchao, Qi Yun, et al. Prediction of spontaneous combustion fire in goaf based on DBO-SVM[J]. Journal of Shenyang Ligong University,2024,43(6):85-90.

[18] 张广海,祖璇,王杨.基于 DBO-SVM 的学生成绩三分类预测模型[J].兰州文理学院学报(自然科学版),2024,38(2):56-61.
Zhang Guanghai, Zu Xuan, Wang Yang. Three-class prediction model of student grade based on DBO-SVM[J]. Journal of Lanzhou University of Arts and Science (Natural Sciences),2024,38(2):56-61.

[19] 徐思文,李卓函,韩滟赢.基于 DBO-SVM 的风力发电功率短期预测[J].现代工业经济和信息化,2024,14(9):210-212.
Xu Siwen, Li Zhuohan, Han Yanying. Short-term prediction of wind power generation power based on DBO-SVM[J]. Modern Industrial Economy and Informationization,2024,14(9):210-212.

[20] 周昌微,谢贤平,都喜东.基于 GA-BP 神经网络的矿井粉尘浓度预测[J].有色金属(矿山部分),2023,75(6):88-93.
Zhou Changwei, Xie Xianping, Du Xidong. Prediction of mine dust concentration based on GA-BP neural network[J]. Nonferrous Metals (Mining Section),2023,75(6):88-93.

[21] 党星海,王梦娟.混合策略改进灰狼优化算法的函数优化[J].计算机与数字工程,2021,49(9):1747-1752.
Dang Xinghai, Wang Mengjuan. Improved grey wolf optimizer for function optimization using hybrid strategy[J]. Computer & Digital Engineering,2021,49(9):1747-1752.

[22] González-Nicieza C, Álvarez-Fernández M I, Menéndez-Díaz A, et al. A comparative analysis of pillar design methods and its application to marble mines[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering,2006,39(5):421-444.

[23] Lunder P J. Hard rock pillar strength estimation an applied empirical approach [D]. Vancouver: University of British Columbia,1994.

[24] 李安,杨建思,彭朝勇,等.基于样本增强的卷积神经网络震相拾取方法[J].地震学报,2020,42(2):163-176+244.
Li An, Yang Jiansi, Peng Chaoyong, et al. Seismic phase identification using the convolutional neural networks based on sample enhancement[J]. Acta Seismologica Sinica,42(2):163-176+244.

[25] 温廷新,王泽锋.基于 K-meansSMOTE 和 IDBO-RF 岩爆烈度等级预测模型[J].中国安全生产科学技术,2024,20(6):140-146.
Wen Tingxin, Wang Zefeng. Prediction model of rockburst intensity levels based on K-means SMOTE and IDBO-RF [J]. Journal of Safety Science and Technology,2024,20(6):140-146.

[26] 李亚龙,何琳,万杰,等.改进 K-SMOTE 随机森林算法在地震信息发布安全风险评估中的应用研究[J].地震工程学报,2025,47(1):168-177.
Li Yalong, He Lin, Wan Jie, et al. Application of the improved K-SMOTE random forest algorithm to the safety risk assess-ment of seismic information release[J]. China Earthquake Engineering Journal,2025,47(1):168-177.

[27] 代康,谢凯,李欣,等.基于 t-SNE 数据降维法与组合核函数支持向量机算法的轴承故障诊断方法研究[J].产业与科技论坛,2025,24(5):44-46.
Dai Kang, Xie Kai, Li Xin, et al. Research on bearing fault diagnosis method based on t-SNE data dimensionality reduction and combined kernel function support vector machine algorithm [J]. Industrial & Science Tribune,2025,24(5):44-46.

[28] 曹敏,尹尚先,李书乾,等.基于混淆矩阵的带压开采底板突水危险性评价[J].煤炭科学技术,2025,53(9):407-417.
Cao Min, Yin Shangxian, Li Shuqian, et al. Research on pressurized coal of water inrush risk assessment based on confusion matrix[J]. Coal Science and Technology,2025,53(9):407-417.

[29] 郭运华,朱维申,李新平,等.基于 FLAC3D 改进的初始地应力场回归方法[J].岩土工程学报,2014,36(5):892-898.
Guo Yunhua, Zhu Weishen, Li Xinping, et al. Improved regression method for initial geostress based on FLAC3D [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering,2014,36(5):892-898.