文章编号：1003－1251(2024)06－0085－06

基于 DBO-SVM 的采空区煤自燃危险性预测

薛凯隆[1]，崔欣超[1]，祁 云[2]，齐庆杰[3]

(1. 山西大同大学 煤炭工程学院，山西 大同 037000；2. 辽宁工业大学 机械工程与自动化学院，辽宁 锦州 121001；
3. 煤炭科学研究总院 应急科学研究院，北京 100013)

摘 要：为实现采空区煤自燃危险的准确预警，避免自燃火灾的发生，引入蜣螂优化(dung beetle optimizer，DBO)算法与支持向量机(support vector machine，SVM)算法相结合的煤自燃预测模型。选取 O_2、N_2 浓度等十种指标作为自燃预测输入指标，自燃危险性等级作为输出指标，对所建模型进行训练，以四种分类性能评价指标检验模型的预测性能和精度，同时将 DBO-SVM 模型分别与 DBO 优化反向传播神经网络(BPNN)模型、粒子群优化算法(PSO)、优化 BPNN 神经网络模型以及 SVM 模型的预测结果进行对比分析。结果表明：DBO-SVM 模型准确率相较于 DBO-BPNN、PSO-BPNN、SVM 模型分别提高了 13.33%、20%、33.33%。将 DBO-SVM 模型应用于山西晋牛煤矿工作面煤自燃预测，该模型能快速准确地对不同矿井采空区煤自燃危险性进行预测，表明 DBO-SVM 模型相较于其他模型更具普适性和稳定性，更适合钻孔自燃预测。

关 键 词：采空区；煤自燃；预测模型；蜣螂优化算法；支持向量机

中图分类号：X936 **文献标志码**：A **DOI**：10.3969/j.issn.1003－1251.2024.06.014

Prediction of Spontaneous Combustion Fire in Goaf Based on DBO-SVM

XUE Kailong[1]，CUI Xinchao[1]，QI Yun[2]，QI Qingjie[3]

(1. School of Coal Engineering，Shanxi Datong University，Datong 037000，China；
2. College of Mechanical Engineering and Automation，Liaoning University of Technology，Jinzhou 121001，China；
3. Emergency Science Research Institute，CCTEG Chinese Institute of Coal Science，Beijing 100013，China)

Abstract：To achieve accurate warning of spontaneous combustion fire in goaf and avoid it，a coal spontaneous combustion prediction model combined with dung beetle optimizer(DBO) and support vector machine(SVM) algorithm is introduced. Ten indexes such as O_2 and N_2 are selected as the input indexes of spontaneous combustion prediction，and the spontaneous combustion risk level is used as the output index to train the established model. Four classification performance evaluation indexes are used to test the prediction performance and accuracy of the model. Meanwhile，the prediction results of DBO-SVM model，back propagation neural network(BPNN) model optimized by DBO，BPNN neural network model optimized by particle swarm optimization algorithm(PSO) and SVM model are compared and analyzed. The results show that the accuracy of DBO-SVM model is increased by 13.33%，20% and 33.33% respectively compared with DBO-BPNN、PSO-BPNN and SVM models. Finally，the model is applied to the prediction of coal spontaneous combustion in the working face of Jinniu Coal Mine in Shanxi Province. The prediction results show that the DBO-

收稿日期：2024－05－21

基金项目：国家自然科学基金面上项目(52174188)；山西大同大学研究生教育创新项目(23CX49)

作者简介：薛凯隆(2000—)，男，硕士研究生；祁云(1988—)，通信作者，男，副教授，博士。

SVM model can quickly and accurately predict the risk of spontaneous combustion fire in goaf of different mines, indicating that the DBO-SVM model is more universal and stable than other models, and that it is more suitable for the prediction of spontaneous combustion of boreholes.

Key words: goaf; coal spontaneous combustion; prediction model; dung beetle optimizer; support vector machine

煤炭目前仍是我国应用最广泛的能源之一[1]。随着煤矿开采深度的不断增加,采空区遗煤自燃危险性随之升高,严重威胁工作人员的生命财产安全[2-3]。因此,准确预测采空区煤自燃危险性具有现实意义。

近年来,国内外学者提出了多种方法预测采空区煤自燃危险性,如气体指标分析法[4]、直接测温法[5]以及自燃实验法[6]等,其中气体分析法因规律性强、灵敏度高而被广泛应用。但是,鉴于煤的自燃与气体之间存在着极为复杂的非线性联系,寻找一种科学且可靠的方式解读和应对非线性关系成为解决这一问题的核心所在。目前国内外对于煤自燃过程中气体变化特征的研究主要集中在宏观方面,而对微观结构上气体分布规律的了解还不够深入,很难实现煤自燃早期预报及预防。众多学者正在尝试将煤自燃的预警指标与机器学习的智能算法结合起来进行煤自燃的预测,以不断提升预测结果的准确度[7]。贾澎涛等[8]为解决现有预测模型存在泛化能力不足和鲁棒性表现不佳的问题,提出了一种基于粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)优化简单循环单元(simple recurrent units, SRU)的煤自燃温度预测模型,该模型通过挖掘自燃温度与气体指标特征间的非线性关系,降低了模型的参数选取难度和结构复杂度,提高了煤自燃预测效率与精度。温廷新等[9]利用核主成分分析法(kernel principal components analysis, KPCA)对相关程度较高的特征指标进行非线性特征提取,将提取出的主成分作为 Fisher 判别模型的判别因子,提出了基于 KPCA-Fisher 判别分析的煤自燃预测模型。邓军等[10]基于随机森林算法建立了煤自燃预测模型,通过与多种智能算法模型进行比较分析,指出随机森林模型不仅运行速度快、参数优化简单,而且不易出现过拟合现象。以上煤自燃预测研究取得了一定效果,但仍存在一些局限性,无法较好满足精准预测的要求。

为了能更准确地预测煤自燃危险性,本文将蜣螂优化(dung beetle optimizer, DBO)[11]算法与支持向量机(support vector machine, SVM)算法相结合,构建基于机器学习的预测模型,以期为采空区煤自燃危险性预测提供理论依据。

1 基本原理

1.1 DBO

DBO 算法将蜣螂种群分为 4 种:滚球蜣螂、育雏球、小蜣螂和小偷蜣螂。DBO 基于不同子种群执行不同的搜索方式。因此,DBO 算法在探索或开发方面比其它算法更具竞争力,可以利用不同时间段的信息对搜索空间进行彻底探索,获得更强的搜索能力,以避免陷入局部最优。不同的区域搜索策略、不同的更新规则,可以保证所开发的算法在局部和全局搜索能力之间保持足够的平衡[12]。

1.2 SVM

SVM 是一种二分类模型,是定义在特征空间上的间隔最大的线性分类器,间隔最大使其有别于感知机。由于 SVM 具有良好的鲁棒性,具有快速学习和小样本分类的能力,可以有效避免传统神经网络的局部极小值问题,其解决二分类问题的思路是用训练样本构造一个分类超平面,从而将测试数据正确分类。SVM 还包括核技巧,使其成为实质上的非线性分类器[13-14]。

2 基于 DBO-SVM 的采空区煤自燃危险性预测模型

2.1 DBO-SVM 预测模型

SVM 模型在处理分类问题上具有较强的性能,为提高模型的预测精度,建立基于 DBO-SVM 的采空区煤自燃危险性预测模型,其预测流程如图 1 所示。图中:σ 为核参数;λ 为惩罚因子。

模型预测步骤如下。

1)归一化处理采集的数据集,同时将其划分为训练集与测试集,划分比例为 7∶3。

2)初始化 DBO 参数及其种群。

3)得到初始适应度值,求出全局最佳适应度值,并得到全局最佳种群。

4)更新所用蜣螂位置。

5)判断每个因子是否超出边界,若未超出,执行步骤 3)和 4);若超出,则执行步骤 6)。

6)更新当前最优解以及最佳适应度值。

7)重复以上步骤直到迭代次数 t 满足终止准则,输出最优超参数及最佳适应度值。

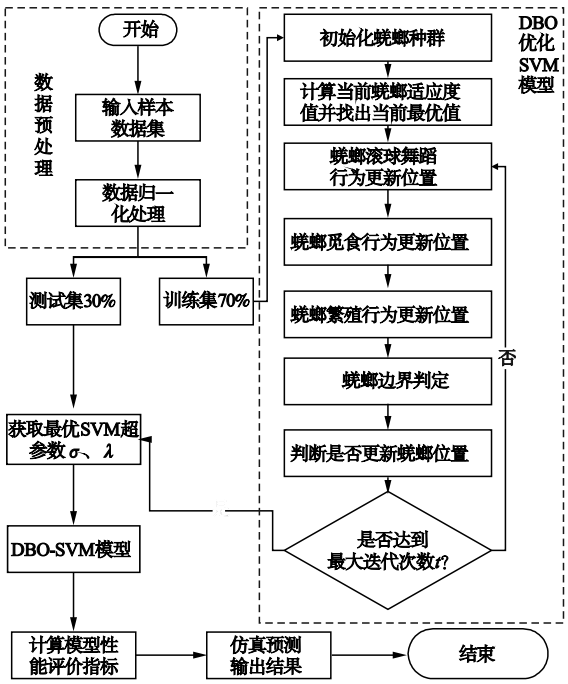


图 1　DBO-SVM 模型预测流程

Fig. 1　DBO-SVM model prediction process

2.2　模型性能评估指标

混淆矩阵作为一种衡量分类模型性能的常用工具,用于评估可视化模型分类结果中真实值和预测值之间的差异,图 2 为一个典型混淆矩阵。图中:TP 代表真实值为正向且预测值也为正向;TN 代表真实值为正向但预测值为负向;FP 代表真实值为负向但预测值为正向;TN 代表真实值为负向且预测值为负向。

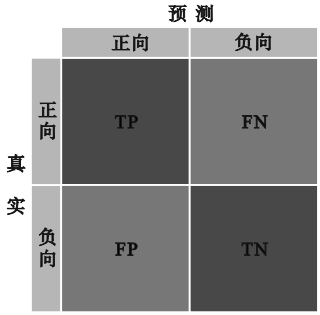


图 2　混淆矩阵

Fig. 2　Matrix of confusion

为了评估模型的性能,采用准确率(A)、精确率(P)、召回率(R)以及 $F1$ 值四项关键指标进行评估。各指标计算公式如下。

$$A=\frac{\mathrm{TP}+\mathrm{TN}}{\mathrm{TP}+\mathrm{TN}+\mathrm{FP}+\mathrm{FN}} \tag{1}$$

$$P=\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FP}} \tag{2}$$

$$R=\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FN}} \tag{3}$$

$$F1=\frac{2\times P\times R}{P+R} \tag{4}$$

2.3　数据来源

通过收集 50 组满足条件的煤自燃特性试验数据进行分析,并根据实际情况选取 O_2、N_2、CO、CH_4、CO_2、C_2H_4、C_2H_6 浓度及浓度比 C_2H_6/C_2H_4、C_2H_4/C_2H_6、CO_2/CO 作为输入指标,煤自燃危险性等级作为输出指标,其中采空区煤自燃危险性分为无危险、中等危险以及严重危险 3 个等级,以数字 1、2、3 表示。将数据集中各等级数据随机选取 30%,共 15 组作为测试集。部分数据如表 1 所示。

表 1　部分数据[15]

Table 1　Partial data[15]

$\varphi(O_2)$	…	C_2H_4/ppm	…	CO_2/CO	危险等级
20.35	…	0.00	…	7 140	1
20.40	…	0.00	…	3 120	1
20.19	…	0.00	…	1 750	1
…	…	…	…	…	…
11.97	…	17.94	…	350	3
13.35	…	9.46	…	400	3
11.18	…	12.78	…	270	3

2.4　DBO-SVM 预测模型试验分析

使用基于 DBO-SVM 的采空区煤自燃危险性预测模型时,需调节 SVM 的超参数以得到更为精确的预测结果。将数据输入模型进行训练后,获得了基于 DBO-SVM 模型的最佳参数,即 σ 取 37.21,λ 取 1.32。

DBO-SVM 模型在 15 组测试集中预测结果的混淆矩阵如图 3 所示。模型的准确率、精确率、召回率和 $F1$ 值见表 3。由图 3 和表 2 可得,模型对中等和严重危险性的煤样预测结果均与实际等级相符,具有较好的预测精度,所建模型预测精度为 0.933 3。

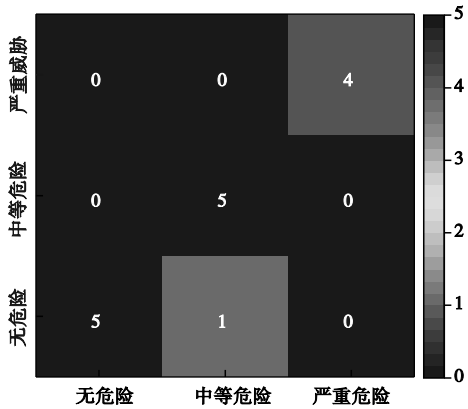


图 3 测试集混淆矩阵

Fig. 3 Test set confusion matrix

为了验证 DBO-SVM 模型预测的准确性,从文献中引入 SVM、PSO-BPNN[14]、DBO-BPNN[16]模型完成煤自燃危险性预测并进行对比分析,各模型的参数设置如表 3 所示。

根据以上模型参数设定及算法描述,得出四种预测模型预测性能指标,如图 4 所示。

表 2 DBO-SVM 模型评估指标

Table 2 Evaluation index of DBO-SVM model

评估指标	单一等级			全部等级
	无危险	中等危险	强烈危险	
P	0.944 4	1	1	—
R	0.944 4	1	1	—
*F*1	0.944 4	1	1	—
A	—	—	—	0.933 3

表 3 各模型参数

Table 3 Parameters of each model

参数	最优值	参数	最优值
种群数量	30	最大迭代次数	100
SVM 核	RBF	PSO 权重	0.8
PSO 学习因子	1.5	PSO 速度范围	[−1,1]
BPNN 最大训练次数	1 000	BPNN 隐藏神经节点	12
BPNN 最小误差	1×10^{-6}	BPNN 学习速率	0.01

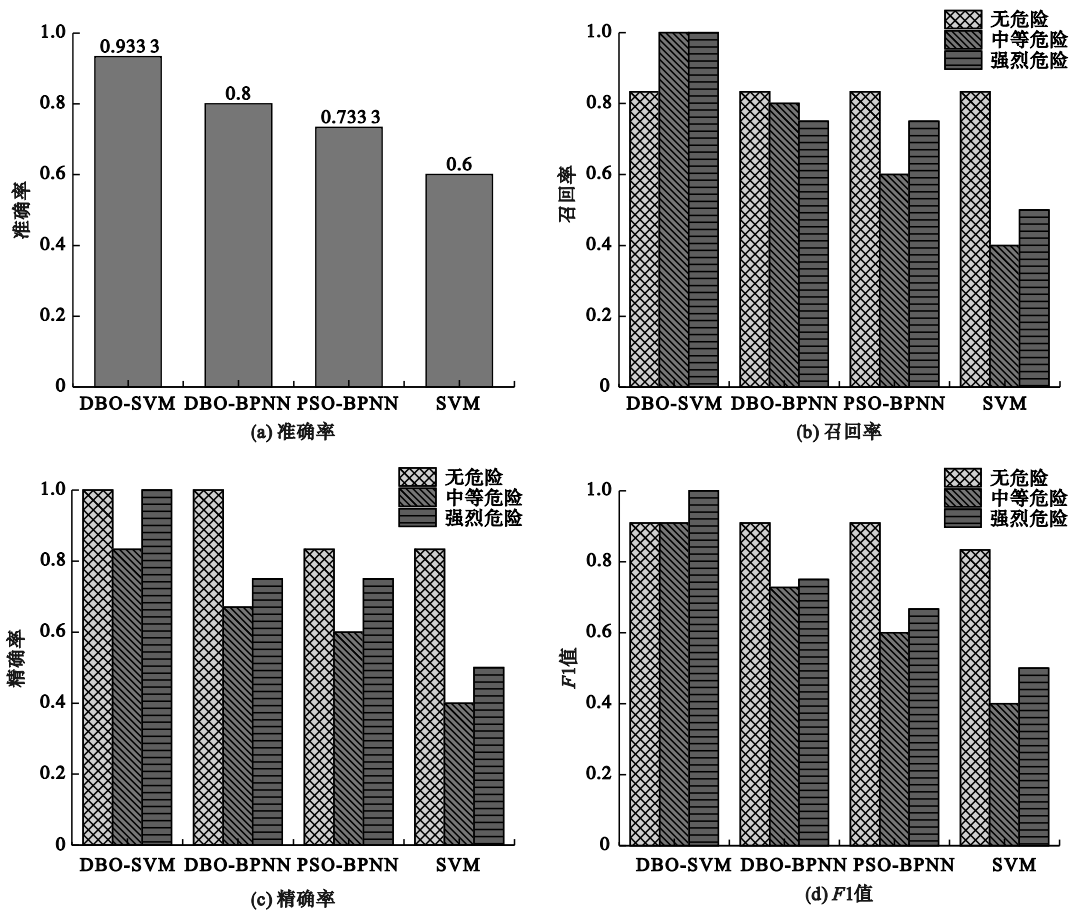


图 4 模型性能评估指标

Fig. 4 Model performance evaluation index

图 4(b) ~ 4(d)分别揭示了 DBO-SVM、DBO-BPNN、PSO-BPNN、SVM 四种模型在不同煤自燃危险性等级上的召回率、精确率以及 $F1$ 值。四种模型中 DBO-SVM 模型的各项性能指标均为最优。总体而言,无危险和严重危险的预测准确率高于中等危险。从图 3(d)可以看出,DBO-SVM 模型的 $F1$ 值最高。因此,与 DBO-BPNN、PSO-BPNN 和 SVM 模型相比,DBO-SVM 模型的性能更卓越,更适合于矿井采空区煤自燃危险性预测。

3　工程实例验证

为了进一步说明基于 DBO-SVM 的采空区煤自燃危险性预测模型的普适性和稳定性,以山西晋牛煤矿为实例,晋牛煤矿 1303 综放工作面位于 1030 水平 9 号煤层采区,其开采煤层属于高瓦斯Ⅰ类易自燃煤层,存在煤自燃危险性,所以需对其进行自燃危险程度预测,以保证矿井的安全生产。以该矿煤样升温氧化试验的 18 组样本数据作为研究对象,部分工程数据如表 4 所示。各模型参数则与文中 2.4 节内容保持一致,并将 O_2 等十种不同产物浓度作为输入指标,煤自燃危险性等级作为输出指标,将各模型预测等级与真实等级进行对比,结果如图 5 所示。

表 4　部分工程数据

Table 4　Partial engineering data

$\varphi(O_2)$	…	C_2H_4/ppm	…	CO_2/CO	危险等级
19.06	…	0	…	4 240	1
18.21	…	0	…	2 130	1
…	…	…	…	…	…
14.61		2.45		1 040	2
13.38		4.01		1 360	2

由图 5 可知,基于 DBO-SVM 模型的采空区煤自燃危险性预测模型预测结果与实际等级完全一致,而其余三种模型的预测结果均有数量不等的错误,且 SVM 模型存在将 1 例严重自燃危险错误预测为中等危险,这有可能会导致煤自燃预警强度不够,从而引发自燃灾害。综上表明,DBO-SVM 模型具有较强的普适性与稳定性,能够及时帮助矿井防治煤自燃灾害,采取相应的安全措施,保障工作人员的财产和生命安全。

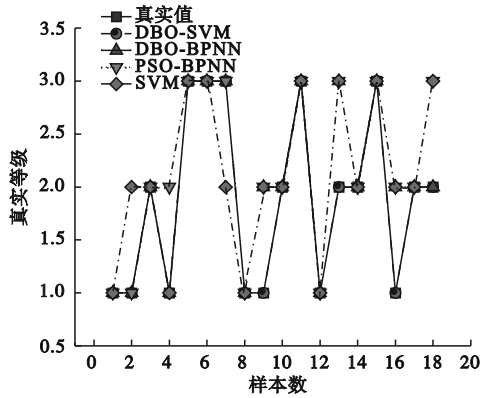


图 5　各模型预测结果与实际结果对比

Fig. 5　Comparison of predicted results of each model and actual results

4　结论

本文引入 DBO 与 SVM 算法相结合的煤自燃预测模型,以 O_2、N_2 浓度等十种特征指标为基础,利用 DBO 对 SVM 的 σ 和 λ 进行寻优,以提升其全局搜索能力和稳定性,构建了基于 DBO-SVM 的采空区煤自燃危险性预测模型,得出如下结论。

1)所建模型与 DBO-BPNN、PSO-BPNN、SVM 模型的预测结果进行对比,在准确率、精确率、召回率及 $F1$ 值 4 个评价指标方面均为最优,表明经 DBO 优化后的 SVM 模型能避免出现“过拟合”现象,在一定程度上可以提高煤自燃危险性预测的准确度。

2)为了进一步评估 DBO-SVM 模型的实用性,将其应用于晋牛矿 1303 工作面,并与实际情况进行对比。结果表明,DBO-SVM 模型的预测准确度高、泛化性能强,预测结果与实际情况完全吻合,说明本文所构建的 DBO-SVM 模型较为稳定,能够为采空区煤自燃危险性预测提供参考。

考虑到不同地区的地质条件及煤质差异,在后续研究过程中,需增大样本数据量,广泛收集不同地区的数据以增强模型的普适性。

参考文献(References):

[1] 谢和平,吴立新,郑德志. 2025 年中国能源消费及煤炭需求预测[J]. 煤炭学报,2019,44(7):1949 - 1960.
XIE H P, WU L X, ZHENG D Z. Prediction on the energy consumption and coal demand of China in 2025[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(7): 1949 - 1960. (in Chinese)

[2] 邓军,李鑫,王凯,等. 矿井火灾智能监测预警技术近 20 年研究进展及展望[J]. 煤炭科学技术,2024,52(1):154 - 177.

DENG J,LI X,WANG K,et al. Research progress and prospect of mine fire intelligent monitoring and early warning technology in recent 20 years[J]. Coal Science and Technology,2024,52(1):154 – 177. (in Chinese)

[3] QI Y,XUE K L,WANG W,et al. Prediction model of borehole spontaneous combustion based on machine learning and its application[J]. Fire,2023,6(9):357.

[4] GROMYKA D S,KREMCHEEV E A,NAGORNOV D O. Review of applicability of using indicator gas coefficients for determining the temperature of the place of spontaneous combustion of coal[J]. Journal of Physics:Conference Series,2019,1384(1):012016.

[5] 文虎,王文,陶维国,等. 超长综采工作面撤架期间煤自燃预测及防控技术研究[J]. 煤炭科学技术,2020,48(1):167 – 173.
WEN H,WANG W,TAO W G,et al. Study on coal spontaneous combustion prediction and control technology during withdrawal period of super long fully-mechanized mining face[J]. Coal Science and Technology,2020,48(1):167 – 173. (in Chinese)

[6] 汪伟. 基于改进 CRITIC-G2-TOPSIS 的采空区自燃动态预测与数值模拟研究[D]. 阜新:辽宁工程技术大学,2020.

[7] LEI C K,DENG J,CAO K,et al. A random forest approach for predicting coal spontaneous combustion[J]. Fuel,2018,223:63 – 73.

[8] 贾澎涛,林开义,郭风景. 基于 PSO-SRU 深度神经网络的煤自燃温度预测模型[J]. 工矿自动化,2022,48(4):105 – 113.
JIA P T,LIN K Y,GUO F J. A temperature prediction model for coal spontaneous combustion based on PSO-SRU deep artificial neural networks[J]. Journal of Mine Automation,2022,48(4):105 – 113. (in Chinese)

[9] 温廷新,于凤娥. 基于 KPCA-Fisher 判别分析的煤炭自燃预测研究[J]. 矿业安全与环保,2018,45(2):49 – 53,58.
WEN T X,YU F E. Research on prediction of coal spontaneous combustion based on KPCA-Fisher discriminant analysis[J]. Mining Safety & Environmental Protection,2018,45(2):49 – 53,58. (in Chinese)

[10] 邓军,雷昌奎,曹凯,等. 采空区煤自燃预测的随机森林方法[J]. 煤炭学报,2018,43(10):2800 – 2808.
DENG J,LEI C K,CAO K,et al. Random forest method for predicting coal spontaneous combustion in gob[J]. Journal of China Coal Society,2018,43(10):2800 – 2808.

[11] 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.

[12] 朱宗玖,赵艺伟. 基于 DBO-LSSVM 的空气质量指数预测[J]. 黑龙江工业学院学报(综合版),2024,24(1):90 – 96.
ZHU Z J,ZHAO Y W. Air quality index prediction based on DBO-LSSVM[J]. Journal of Heilongjiang University of Technology(Comprehensive Edition),2024,24(1):90 – 96. (in Chinese)

[13] 刘志忠,赵吉,周晨阳,等. 基于 LIBS 技术的土壤分类研究[J]. 沈阳理工大学学报,2023,42(6):89 – 94.
LIU Z Z,ZHAO J,ZHOU C Y,et al. Research on soil classification based on LIBS technology[J]. Journal of Shenyang Ligong University,2023,42(6):89 – 94. (in Chinese)

[14] 汪伟,梁然,祁云,等. 基于 PSO-BPNN 的煤自燃危险性预测模型[J]. 中国安全科学学报,2023,33(7):127 – 132.
WANG W,LIANG R,QI Y,et al. Prediction model of coal spontaneous combustion risk based on PSO-BPNN[J]. China Safety Science Journal,2023,33(7):127 – 132. (in Chinese)

[15] WANG W,LIANG R,QI Y,et al. Prediction model of spontaneous combustion risk of extraction borehole based on PSO-BPNN and its application[J]. Scientific Reports,2024,14:5.

[16] XUE H,LI T,LI J,et al. Multi-objective optimization for turning process of 304 stainless steel based on dung beetle optimizer-back propagation neural network and improved particle swarm optimization[J]. Journal of Materials Engineering and Performance,2024,33(8):3787 – 3800.

(责任编辑:徐淑姣)

(上接第 84 页)

[8] FAN J Y,WANG G,LI H X,et al. Studies on gas seepage characteristics in different stress zones of bottom coal in steeply inclined and extra-thick coal seams under mining action[J]. ACS Omega,2021,6(50):34250 – 34262.

[9] SHI X F,ZHANG X K,JIANG F X,et al. Study on practice of rockburst accident prevention in multi-seam mining controlled by large fault and hard roof[J]. Geotechnical and Geological Engineering,2020,38(6):6843 – 6853.

[10] HU T,HOU G Y,LI Z X. The field monitoring experiment of the roof strata movement in coal mining based on DFOS[J]. Sensors,2020,20(5):1318.

[11] 吕贵春. 关于瓦斯隧道揭煤突出危险性预测方法的探讨[J]. 矿业安全与环保,2014,41(4):118 – 122.
LYU G C. Discussion on prediction method for gas outburst hazard in driving through outburst coal seams in a tunnel[J]. Mining Safety & Environmental Protection,2014,41(4):118 – 122. (in Chinese)

[12] 冉楗,王林峰,李鸣,等. 考虑开挖过程的瓦斯隧道施工通风影响机制:以鸡鸣隧道为例[J]. 科学技术与工程,2022,22(2):804 – 811.
RAN J,WANG L F,LI M,et al. Considering the impact of ventilation in gas tunnel during construction[J]. Science Technology and Engineering,2022,22(2):804 – 811. (in Chinese)

[13] 罗振敏,郝苗,苏彬,等. 采空区瓦斯运移规律实验及数值模拟[J]. 西安科技大学学报,2020,40(1):31 – 39.
LUO Z M,HAO M,SU B,et al. Experiments and numerical simulation research on gas migration in goaf[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology,2020,40(1):31 – 39. (in Chinese)

[14] 国家矿山安全监察局. 国家煤矿安监局关于印发《防治煤与瓦斯突出细则》的通知:煤安监技装[2019]28 号[EB/OL]. (2019 – 08 – 21)[2024 – 04 – 15]. https://www.chinamine-safety.gov.cn/zfxxgk/fdzdgknr/tzgg/2019 08/t2019 0821_349184.shtml.

(责任编辑:徐淑姣)