

doi: 10.12363/issn.1001-1986.24.10.0656

西蒙矿区深部开采煤自燃特性及预测方法研究

马 研^{1,2}, 高文博^{1,2}, 拓龙龙³, 张鹏宇^{1,2}, 郑 州³, 郭睿智^{1,2}

(1. 西安科技大学 安全科学与工程学院, 陕西 西安 710054; 2. 西安科技大学 煤火灾防治重点实验室, 陕西 西安 710054; 3. 内蒙古昊盛煤业有限公司, 内蒙古 鄂尔多斯 017212)

摘要: 【目的】鄂尔多斯盆地西蒙矿区深部开采煤层受地应力高、涌水量大、漏风严重等复杂环境条件影响, 煤自燃危险性增强, 自燃预测难度大。【方法】选取该矿区营盘壕和石拉乌素煤矿的煤样开展自燃程序升温实验, 测定不同含水率、不同硫质量分数条件下的煤自燃特征参数, 结合工业分析等煤质参数建立预测数据库, 采用冠豪猪优化算法(CPO)对随机森林(RF)超参数进行优化, 建立 CPO-RF 模型预测煤自燃程度。【结果和讨论】结果表明: 营盘壕和石拉乌素矿井煤样氧化升温过程中的气体浓度、耗氧速率变化规律相似, CO 为主要指标气体, 初现温度约 30℃, 气体产生量随着硫质量分数的增加而增大, 随着水分质量分数的增加则呈现先减后增的动态变化规律, 煤自燃临界温度为 67.5~70.5℃, 干裂温度为 113.5~115.4℃。通过 CPO 算法高效的全局搜索能力自动寻得 RF 模型的最优树深度与树个数, 避免了设置不当导致的局部最优解, 增强了其泛化性与鲁棒性; 所构建的 CPO-RF 模型能够有效提高煤自燃预测的精度, 测试集预测温度与真实值重合度良好, 平均绝对误差和均方根偏差分别为 0.762℃ 和 1.014, 决定系数达到 0.9994。CPO-RF 模型所预测结果与煤自燃特征温度对比, 能够实现煤自燃危险性的高效判别, 据此可以采取针对性的防灭火方法, 研究结果可为矿区深部开采煤自燃预防提供参考。

关 键 词: 西蒙矿区; 深部开采; 自燃特性; 随机森林; CPO 优化; 煤温预测

中图分类号: TD75^{2.2} 文献标识码: A

Research on Coal Spontaneous Combustion Characteristics and prediction Method of Deep Mining in XiMeng Mining Areas

MA Li^{1,2}, GAO Wenbo^{1,2}, TUO Longlong³, ZHANG Pengyu^{1,2}, ZHENG Zhou³, GUO Ruizhi^{1,2}

(1. College of Safety Science and Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 2. Key Laboratory of Coal Fire Disaster Prevention and Control, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 3. Inner Mongolia Haosheng Coal Industry Co., Ltd., Ordos 017212, China)

Abstract: The deep mining coal seams in the XiMeng mining area are affected by complex environmental conditions, such as high in-situ stress, large water inflow, and severe air leakage, which increase the risk of coal spontaneous combustion and make prediction more challenging. Coal samples from Yingpanhao and Shilawusu coal mines within the mining area were selected for temperature-programmed spontaneous combustion experiments to determine characteristic parameters of coal spontaneous combustion under different moisture and sulfur mass fraction conditions. Combined with coal quality parameters from industrial analysis, a prediction database was established, and the Crested Porcupine Optimization algorithm (CPO) was applied to optimize the hyperparameters of the random forest (RF) model, CPO-RF model was established to predict the degree of spontaneous combustion of coal. The results showed that the patterns of gas concentration and oxygen consumption rate during the oxidation heating process were similar in the Yingpanhao and Shilawusu coal samples. CO was identified as the main indicator gas, with an initial appearance temperature of about 30℃. The amount of gas produced increased with higher sulfur mass fraction, and initially decreased and then increased with higher moisture mass fraction. The critical temperature of coal spontaneous combustion was determined to be 67.5~70.5℃, and the dry cracking temperature was 113.5~115.4℃. Through CPO's efficient global search capabilities, the RF model's optimal tree depth and tree count were automatically identified, avoiding suboptimal solutions caused by improper settings, thus enhancing the model's generalization and robustness. The constructed CPO-RF model significantly improved the accuracy of coal

收稿日期: 2024-10-28; 接收日期: 2025-01-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(52174206); 新疆维吾尔自治区重点研发项目(2022B01034-2); 中国博士后科学基金项目(2024MD753976)

第一作者: 马研, 1978 年生, 男, 四川隆昌人, 博士, 教授, 博士生导师。E-mail: mal@xust.edu.cn

©Editorial Office of *Coal Geology & Exploration*. OA under CC BY-NC-ND

spontaneous combustion predictions, with high alignment between predicted and actual temperatures on the test set, a mean absolute error and root mean square deviation of 0.762 °C and 1.014, respectively, and a coefficient of determination reaching 0.9994. The predicted results of the CPO-RF model, when compared with the characteristic temperatures of coal spontaneous combustion, can enable efficient discrimination of the risk of coal spontaneous combustion. Based on this, targeted fire prevention and extinguishing methods can be adopted. The research findings provide a reference for the prevention of coal spontaneous combustion in deep mining in mining areas.

Key words: XiMeng mining areas; deep seam mining; spontaneous combustion characteristics; random forest; CPO optimization; coal temperature prediction

随着煤炭浅部资源减少,开采深度逐渐增大,超过600 m以上称为深部开采^[1-2]。深部开采面临着地压大、地温高和煤体破碎等问题,导致煤自燃危险性增强^[3]。西蒙矿区位于内蒙古自治区西部的鄂尔多斯盆地,属于东胜煤田和准格尔煤田。主采煤层为2-2煤层,平均厚度为6 m,开采深度为700 m左右。该区域煤体变质程度低,自燃倾向性强,影响煤自燃程度的因素多,有必要对煤自燃特性和自燃预测方法进行研究。

在煤自燃特性研究方面,学者们采用程序升温实验^[4]、傅里叶变换红外光谱实验^[5]、热重实验^[6]和大型煤自然发火实验^[7]等多种方法,研究煤自燃特征参数与温度之间的关系,从宏观和微观两个层面分析了煤体氧化过程中气体的产生规律和官能团变化,揭示煤自燃机理。受井下环境复杂和煤体赋存的影响,煤自燃氧化性出现差异,常采用改变实验条件的方法模拟煤体在不同环境下升温过程。刘垚^[8]、周西华^[9]等在煤自燃程序升温实验基础上,研究了不同氧气浓度和不同含硫量下气体产物随温度的变化规律;徐永亮等^[10]通过设置荷载加压模拟研究了高地压下的煤自燃规律;李宗翔^[11]、秦波涛^[12]等研究了断层构造煤和浸水煤自燃特性。

在煤自燃预测研究方面,主要集中在自燃倾向性、煤体温度、自然发火期等内容^[13]。学者们采用了多种统计与机器学习方法进行煤自燃预测,建立的多元线性回归模型通过引入挥发分和燃料比等参数,计算表观活化能,从而对煤自燃倾向性进行快速预测^[14]。灰色关联度分析方法定量计算煤自燃极限参数与其影响因素之间的关联程度,辅助确定了模型预测指标^[15]。随机森林(RF)^[16]、卷积神经网络(CNN)^[17]、支持向量回归(SVR)^[18]、反向传播神经网络(BPNN)^[19]、门控循环单元(GRU)^[20]等模型通过足量的训练数据,建立温度与煤自燃指标气体之间的非线性关系,对煤自燃温度与发火期进行预测。为进一步提升模型预测能力,常引入各类优化算法包括麻雀搜索算法(SSA)、多策略鲸鱼优化算法(MSWOA)、粒子群优化(PSO)和改进灰狼优化(IGWO)等进行参数调优,提升了模型的泛化性和鲁棒性^[21-24]。

综上可知,现有研究从不同方面研究了煤自燃特性,并建立多种预测方法,但预测模型的特征选取较为单一,所用算法在超参数择优和高效易用性上仍有提升空间。由于深部开采煤自燃特性影响因素多,需进一步提高煤温预测精度。笔者选取鄂尔多斯盆地西蒙矿区深部开采典型煤样作为研究对象,通过程序升温实验探究煤样在自燃氧化过程中气体产物及相关特征参数的变化规律,建立气体浓度和煤质参数(水分、硫分)为特征,温度为标签的煤自燃特征指标数据库,深入挖掘特征指标与煤温对应的变化规律,引入收敛速度较快、全局寻优能力较强的冠豪猪优化器(CPO),结合随机森林算法(RF)构建西蒙矿区煤自燃温度预测模型,为深部煤自然发火预测预报提供参考。

1 实验条件与方法

1.1 实验煤样

实验煤样取自西蒙矿区营盘壕煤矿2201工作面、石拉乌素煤矿12北1工作面,工作面开采深度分别为680 m和720 m。煤自燃倾向性均属I类容易自燃,煤种为不黏煤—弱黏煤,煤体全硫质量分数具有整体较低、变化较大的特点,分别为1.08%和1.37%。工业分析结果见表1,两种煤样的水分、灰分、挥发分和固定碳含量均相差较小,属于特低灰煤。通过文献获得济宁、淮南、淮北、平朔等矿区的水分和灰分质量分数分别在1%~2%、15%~20%^[25-28],神东矿区分别在8%~10%、2%~5%^[29]。综上可以看出,西蒙矿区煤样相较其他矿区水分略高、灰分较低,而与其地域相近的神东矿区煤性相似,这主要和煤田发育情况及采空区遗煤长期浸水有关。

表1 煤样工业分析

Table 1 Proximate analysis results of coal samples

煤样	工业分析 w/%			
	M _{ad}	A _{ad}	V _{ad}	FC _{ad}
营盘壕矿 ⁺	5.69	3.65	30.99	59.67
石拉乌素矿 ⁺	5.18	2.40	31.01	61.41

实验前预先剥离煤样氧化表面,分别将以上2种煤样破碎并筛选出直径为0~0.9, 0.9~3, 3~5, 5~7和7~10

mm 5 种粒径, 每组称取各粒径煤样 50 g 组成混样 250 g, 进行不同条件下程序升温实验, 随后放入真空干燥机干燥 72 h 后备用。选择石拉乌素 5 组混样浸泡在水中 8 d, 过滤掉多余水分, 通过称重获得煤样的最大含水率为 28%, 随后将各组煤样置于 105~110 °C 恒温干燥箱内, 在真空环境中控制干燥不同时长(4~6 h)。根据试样干燥后的质量损失即可计算出煤中水分质量分数, 选取含水率为 28%、21%、17%、9%、5% 的 5 种煤样及原煤。

$$M_t = \frac{m_1 - m_2}{m_1} \times 100\% \quad (1)$$

1.2 实验方法

采用程序升温实验装置模拟煤体氧化过程, 实验台包括气路系统、温度控制系统和气体采集分析系统三部分, 如图 1 所示。测试两个矿混合粒径煤样自燃特性, 并以石拉乌素煤样为例, 进行不同硫质量分数下和不同含水率下的实验分析, 实验工况见表 2。每组实验重复 2 次, 求取平均值作为最终结果。在内径 40 mm, 长 550 mm 的钢制实验罐中, 每次实验分别装入煤样 250 g, 上下两端预留大约 137 mm 空间, 然后采用程序升温箱将煤样从 30 °C 加热至 180 °C, 升温速度为 0.5 °C/min, 由气瓶供给氧气以满足实验罐体内煤自燃所需的气氛要求, 空气流量为 100 mL/min。每间隔 10 °C 采集一次产生的气体进行气相色谱分析。

表 2 实验工况

Table 2 Experimental conditions

实验煤样	1 号		2 号	
	含水率/%	硫质量分数/%	含水率/%	硫质量分数/%
石拉乌素煤样 (SLWS)	原煤	0.76		
	5			
	9	1.28		
	17			
	21			
	28	2.23		

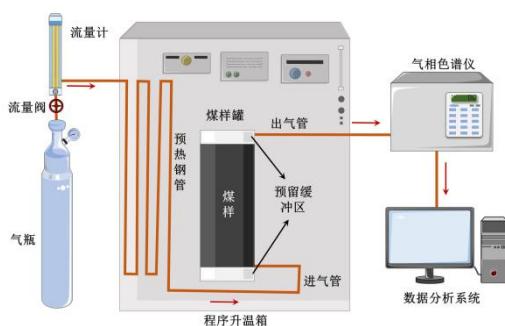


图 1 实验装置

Fig.1 Experimental apparatus

2 实验结果与分析

2.1 气体含量分析

2.1.1 CO

由图 2(a)可以看出, 在实验测试范围内(硫质量分数 0.76%~2.23%), 石拉乌素(SLWS)煤样的 CO 释放量随煤温的增长规律基本满足指数函数变化, 而硫质量分数的增加对于煤氧反应呈现出促进作用, 表现为同一煤温下 CO 气体释放量(体积分数)随着煤中硫质量分数的增加而增大, 硫质量分数为 0.76% 时 CO 气体体积分数最小, 为 2.23% 时最大。

由图 2(b)可以看出, 各含水率煤样的 CO 体积分数随煤温的升高均呈现出不同程度增长, 在煤温为 70 °C 以前, 由于水分的隔氧吸热作用, CO 体积分数随含水率的增大而减小; 而煤温超过 70 °C 后, 水分蒸发, 煤样孔隙率增大, 此阶段水分对煤氧化抑制作用减少, 含水率为 9% 的煤样 CO 体积分数最大, 含水率为 28% 的最小。

混径条件下, 萍盘壕(YPH)和石拉乌素(SLWS)煤样的 CO 释放量均随着煤温的增加而逐渐增大, 如图 2(c)所示。在温度较低时(30~60 °C), 煤层中无 CO, 此阶段煤样对 CO 的物理化学吸附和解吸占主导作用, 二者的 CO 体积分数较小, 且均呈现缓慢增长的趋势。当温度增大至 60~80 °C 时, CO 气体产率出现第一次明显增加, 对应煤样的临界温度, 煤氧进入化学反应阶段; 直至 110~120 °C 时 CO 体积分数又出现第二次显著增加, 对应煤样干裂温度, 反应进入加速氧化阶段, SLWS 煤样的 CO 浓度略大于 YPH 煤样, 且 2 种煤样差值呈现增大趋势, 这是由于煤体内部结构及煤的物性不同而产生的。整体来看, CO 为煤自然发火的指标气体, 两个煤矿煤自燃氧化规律呈现相近指数增长, 能够较好地表征西蒙矿区深部矿井煤自燃特性, 可作为主要预测指标。

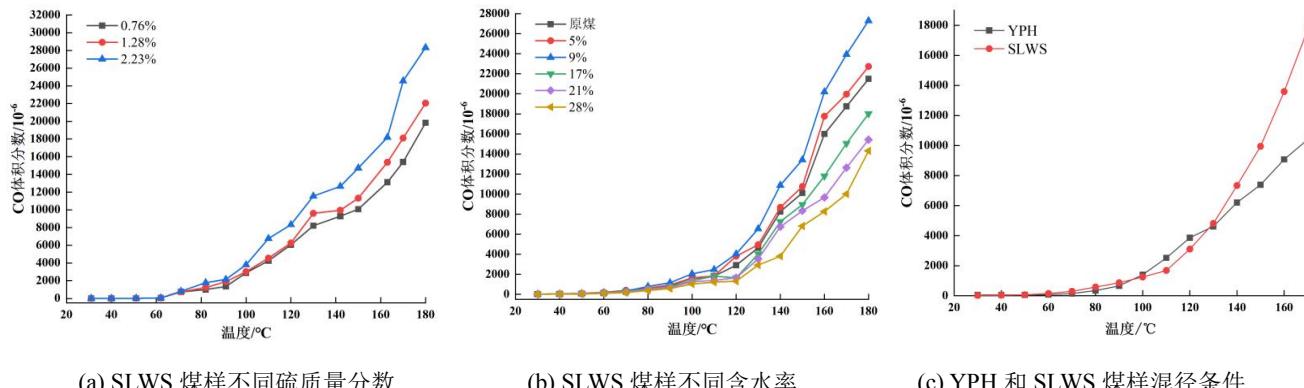


图 2 YPH 和 SLWS 煤样的 CO 变化曲线
Fig.2 CO variation curves of YPH and SLWS coal samples

2.1.2 CH_4 、 C_2H_4 和 C_2H_6

实验初始阶段便可检测出 CH_4 ，由原始煤样吸附的 CH_4 在温度升高后经解吸释放出来。YPH 与 SLWS 两种煤样的 CH_4 体积分数初始值均在 5×10^{-6} ，随着煤温不断升高而增大，如图 3a 所示。二者变化趋势基本一致， CH_4 释放量相对较小，在 170 °C 时仅达 158×10^{-6} ，表明 YPH 与 SLWS 的原始煤样仅吸附微量 CH_4 ，而大部分由煤氧化过程中产生。

由图 3b 可知，YPH 与 SLWS 煤样在 90 °C 开始释放 C_2H_4 ，这说明 C_2H_4 是高温阶段裂解的化学反应产物，且

温度越高，裂解产生的气体量越大，两种煤样差异较小，变化规律相似， C_2H_4 体积分数不超过 10×10^{-6} ，这与前文 CO 生成规律一致。

由图 3c 可知，YPH 煤样在 40 °C 开始释放 C_2H_6 气体，SLWS 煤样在 60 °C 开始释放 C_2H_6 气体，煤温至 80 °C 左右氧化程度加剧， C_2H_6 出现小幅增长，但整体产量较小，不超过 120×10^{-6} 。综合来看，YPH 和 SLWS 煤样自燃氧化产生的 CH_4 、 C_2H_4 和 C_2H_6 气体体积分数均较低，不易检测，可将其作为辅助发火指标。

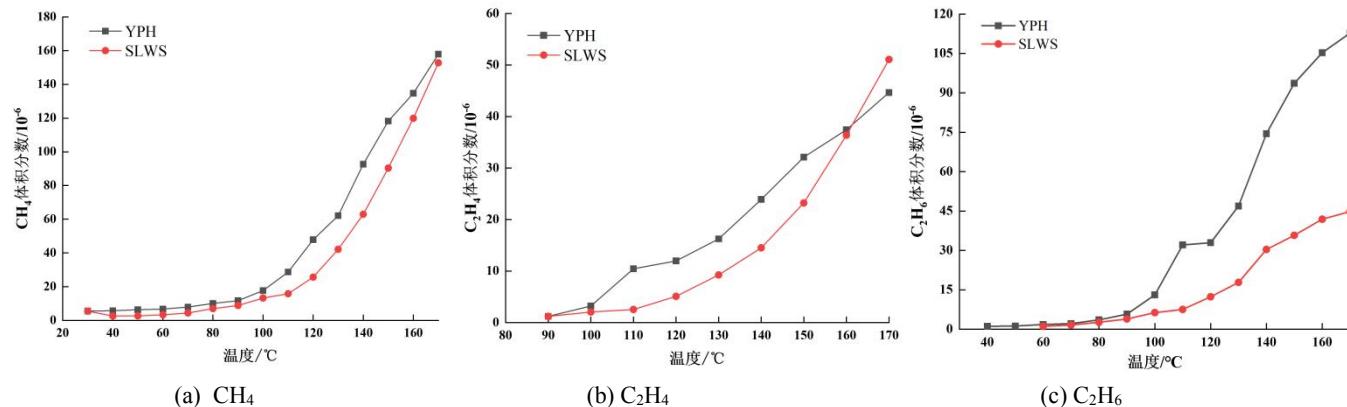


图 3 混径条件下 YPH 和 SLWS 煤样的 CH_4 、 C_2H_4 和 C_2H_6 变化曲线

Fig.3 Variation curve of CH_4 、 C_2H_4 and C_2H_6 in YPH and SLWS coal samples with mixed particle size

2.2 耗氧速率

实验过程中煤样罐出口端氧气浓度不断减小，该值的变化可以反映出煤自燃的程度。根据实验条件，计算得到不同温度下混径煤样的耗氧速率^[30]。

$$V_0(T) = \frac{Q \cdot C_0}{S \cdot (z_{i+1} - z_i)} \cdot \ln \frac{C_i}{C_{i+1}} \quad (2)$$

由图 4 可以看出，YPH 与 SLWS 两种煤样耗氧速率与 CO 生成量的变化趋势大体一致，70 °C 前增长趋势较缓慢，耗氧主要由煤样自身吸氧速度和复合速度决定，此阶段二者之间的耗氧速率差值较小；110 °C 后煤氧反应强度增加，两种煤样耗氧速率差值出现增大现象。

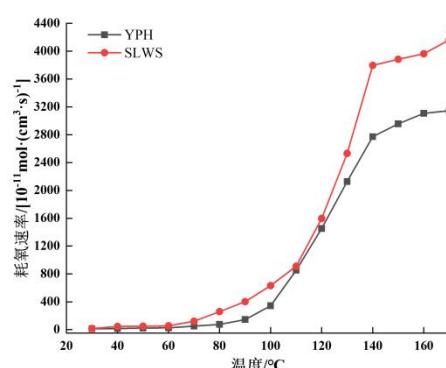


图 4 2 种煤样混径下的耗氧速率变化曲线

Fig.4 Variation curve of oxygen consumption rate of two coal samples under mixed particle size

2.3 特征温度

2 种煤样的 CO 体积分数在 0~180 °C 共有 2 个斜率变化温度, 临界温度为 67.5~70.5 °C, 表征煤样进入缓慢氧化阶段; 干裂温度为 113.5~115.4 °C, 表征煤样进入加速氧化阶段。根据这两个特征温度点, 可以辅助判断煤自燃进程, 协助构建西蒙矿区深部矿井煤自燃预测体系。

通过分析不同实验条件下的 CO 体积分数斜率变化点位, 确定出煤样具体的特征温度(表 3)。

表 3 不同含水率与不同硫质量分数下的特征温度

Table 3 Characteristic temperature under different moisture content and different sulfur mass fraction

类别	含水率/%						硫质量分数/%		
	原煤	5	9	17	21	28	0.76	1.28	2.23
临界温度/°C	70	65	72	78	80	81	68	66	65
干裂温度/°C	115	110	105	118	120	122	120	118	116

3 煤自燃预测模型

3.1 机器学习模型选择

3.1.1 随机森林

随机森林(RF)利用自主抽样法从原数据集中有放回地抽取多个样本, 对抽取的样本先用弱分类器—决策树进行训练, 然后将这些决策树组合在一起, 通过均值得出最终回归结果, 具有较强的抗干扰能力和泛化能力, RF 算法流程如图 5 所示。运用 RF 算法建立本文煤温回归预测模型, 通过计算所有个体平均值以获得最终煤自燃温度预测值。

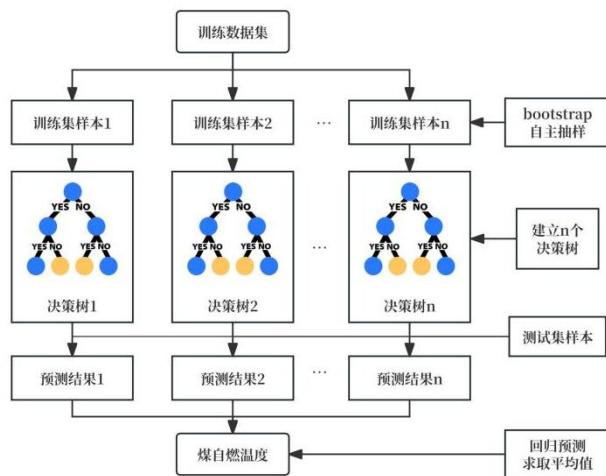


图 5 RF 算法流程

Fig.5 Process of random forest algorithm

3.1.2 反向传播神经网络

反向传播神经网络(BPNN)由正向计算过程和反向计算过程组成, 其主要特点是误差逆向传播, 而信号向前传递, 以此来更新网络中的连接权重, 使所得的输出值与期望值之间的相对误差满足误差精度的要求,

(1) SLWS 煤样的临界温度随着含水率的增加而增大, 呈现明显的滞后现象, 说明在此阶段含水率的增加会在一定程度上抑制煤氧反应的发展; 随着煤温的升高, 含水率对煤氧反应的影响逐渐由抑制转变为促进, 含水率为 9% 的煤样干裂温度最小, 对应煤体氧化性较强。

(2) 煤样的两个特征温度均随着硫质量分数的增加而逐渐降低, 呈现明显的前移现象, 说明在整个自然升温阶段, 硫质量分数的增加对煤的氧化过程具有一定的促进作用。

BPNN 算法流程如图 6 所示, BPNN 模型的组成包括输入层、隐含层和输出层 3 个部分, 其中隐含层是神经网络结构的核心部分。

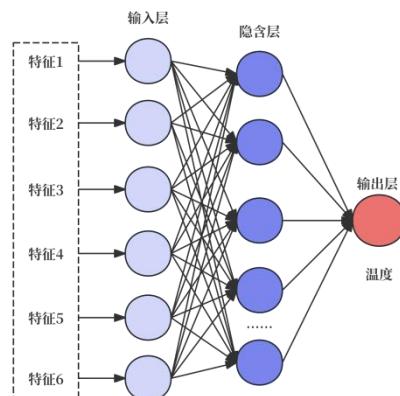


图 6 BPNN 算法流程

Fig.6 Process of BPNN algorithm

3.1.3 CPO 算法

参数择优是目前算法优化的主要任务, 能否实现全局最优解的快速搜索对模型的预测性能具有重要影响。冠豪猪优化算法(CPO)是由 M. Abdel-Basset 等^[31]在 2024 年提出的一种基于群智能的高性能优化器, 具备广泛探索搜索空间的能力以及较快的收敛速度。其灵感来源于冠豪猪的防御策略, 包括视觉恐吓、声音恐吓、气味攻击和身体攻击。CPO 算法分别模拟了冠豪猪的以上 4 种行为, 将种群中的个体视为冠豪猪, 目标函数视为危险。每个个体在搜索空间中移动, 通过目标函数值来判断自己的位置是否安全, 并根据捕食者的距离依次执行相应防御策略。通过集成多个优化阶段来平衡探索与开发机制, 防止训练过程中陷入局部最优, 实现对 RF 和 BPNN 模型的参数寻优, 提升预测精度与泛化能

力。CPO 算法的步骤如下。

(1) 初始化种群: 对种群中个体的位置进行初始化, 根据目标函数计算每个个体的适应度, 适应度高的个体表示其位置更安全, 即当前全局最优解。

(2) 解空间搜索: 种群对解空间搜索, 并更新个体位置, 即寻找一组更优的参数组合。该过程包括全局探索和局部开发两部分, 其中全局探索采用第一、二防御策略(视觉和声音); 执行局部开发时, 采用第三、四防御策略(气味、身体攻击), 使用正态分布生成随机值, 数学模型如下。

第一种防御策略:

$$\overrightarrow{x_i^{t+1}} = \overrightarrow{x_i^t} + \tau_1 \times \left| 2 \times \tau_2 \times \overrightarrow{x_{CP}^t} - \overrightarrow{y_i^t} \right| \quad (3)$$

第二种防御策略:

$$\overrightarrow{x_i^{t+1}} = \left(1 - \overrightarrow{U_1} \right) \overrightarrow{x_i^t} + \overrightarrow{U_1} \times \left(\overrightarrow{y} + \tau_3 \times \left(\overrightarrow{x_{r1}^t} - \overrightarrow{x_{r2}^t} \right) \right) \quad (4)$$

第三种防御策略:

$$\overrightarrow{x_i^{t+1}} = \left(\overrightarrow{x_{r1}^t} + S_i^t \times \left(\overrightarrow{x_{r2}^t} - \overrightarrow{x_{r3}^t} \right) - \tau_3 \times \vec{\delta} \times \gamma_t \times S_i^t \right) \times \overrightarrow{U_1} + \left(1 - \overrightarrow{U_1} \right) \overrightarrow{x_i^t} \quad (5)$$

第四种防御策略:

$$\overrightarrow{x_i^{t+1}} = \overrightarrow{x_{CP}^t} + \left(\alpha \left(1 - \tau_4 \right) + \tau_4 \right) \times \left(\vec{\delta} \times \overrightarrow{x_{CP}^t} - \overrightarrow{x_i^t} \right) - \tau_5 \times \vec{\delta} \times \gamma_t \times \overrightarrow{F_i^t} \quad (6)$$

(3) 循环种群减少: 从种群中取出部分个体, 以加快收敛速度, 随后重新引入, 以增加种群多样性, 避免陷入局部最优; 不断循环迭代, 直至满足终止条件。

(4) 超参数提取: 将 CPO 算法优化后的决策树数目及深度参数赋予 RF 模型, 最优权值与阈值参数赋予 BPNN 模型。

3.2 煤自燃预测数据库建立

3.2.1 评价指标的选取

根据对煤自燃危险性的关联指标分析, 发现气体产物与煤温之间存在较强的指数函数规律, 且具有获取方便、可量化、独立性等特点, 因此, 选择 CO、CH₄、C₂H₄ 和 C₂H₆ 气体体积分数作为机器学习的输入指标, 为降低矿区 2 种煤样之间的差异造成的影响, 本文引入煤质参数来修正预测精度, 在输入指标中增加水分和硫分质量分数, 以提高模型在整个矿区上的普适性与准确性。选择温度为输出指标, 可进一步结合特征温度点快速判断煤自燃进程, 当煤温<30℃为安全状态, 基本无

CO 生成; 当煤温在初始温度至临界温度(30~67℃)时, 需要密切关注煤自燃的发展趋势; 临界温度至干裂温度(67~113℃)时, 需要进行预警并采取相应的防火措施; 超过干裂温度(≥113℃)时, 煤自燃已处于高危状态, 需及时采取防控措施。

3.2.2 数据采集与处理

1) 数据采集

通过上文煤自燃程序升温实验, 分别测定了营盘壕、石拉乌素煤样在各个温度点下的气体产物浓度, 收集以上 4 种气体在各温度下的浓度值, 见表 4。

表 4 西蒙矿区煤自燃初始指标数据

Table 4 Initial index data of coal spontaneous combustion in
XiMeng mining areas

煤样	温度 /℃	CO 体积分数 /10 ⁻⁶	CH ₄ 体积分数 /10 ⁻⁶	C ₂ H ₄ 体积分数 /10 ⁻⁶	C ₂ H ₆ 体积分数 /10 ⁻⁶	水分质量分数 /%	硫分质量分数 /%
YPH	30	45.81	5.57	0	0	5.69	1.08
	40	50.60	5.77	0	1.12	5.69	1.08
	50	54.25	6.35	0	1.21	5.69	1.08
	60	72.05	6.76	0	1.79	5.69	1.08
	70	143.10	7.93	0	2.14	5.69	1.08

SL	30	20.65	5.51	0	0	5.18	1.37
	40	33.37	2.65	0	0	5.18	1.37
	50	62.55	2.69	0	0	5.18	1.37
	60	146.90	3.38	0	1.08	5.18	1.37
	70	295.50	4.41	0	1.61	5.18	1.37

2) 数据增强

为了深度挖掘气体产物与温度之间的变化规律, 提升机器学习算法对煤自燃危险性的预测精度, 选择 MATLAB 中的 Spline 函数对实验数据插值处理, 有效改善训练样本较少造成算法过拟合的问题, 同时较好地保留原始数据点的指数变化特征, 使插值前后的变化趋势保持不变。据此, 将煤样在低温氧化的实验数据扩展至 292 组, 形成西蒙矿区煤自燃插值指标数据库(表 5)。

表 5 西蒙矿区煤自燃插值指标数据

Table 5 Interpolation index data of coal spontaneous combustion in XiMeng mining areas

煤样	温度 /℃	CO 体积分数 /10 ⁻⁶	CH ₄ 体积分数 /10 ⁻⁶	C ₂ H ₄ 体积分数 /10 ⁻⁶	C ₂ H ₆ 体积分数 /10 ⁻⁶	水分质量分数 /%	硫分质量分数 /%
YPH	30	45.81	5.57	0	0	5.69	1.08
	31	46.79	5.55	0	0.224	5.69	1.08
	32	47.62	5.54	0	0.417	5.69	1.08
	33	48.32	5.53	0	0.582	5.69	1.08
	34	48.88	5.55	0	0.72	5.69	1.08

	35	49.34	5.56	0	0.833	5.69	1.08

	30	20.65	5.51	0	0	5.18	1.37
	31	22.81	5.02	0	0	5.18	1.37
	32	24.62	4.58	0	0	5.18	1.37
SLWS	33	26.14	4.20	0	0	5.18	1.37
	34	27.42	3.86	0	0	5.18	1.37
	35	28.52	3.56	0	0	5.18	1.37

利用 `randperm` 函数对数据库中 292 组数据进行随机重排, 按照 3:1 的比例划分训练样本 219 组, 用于模型建立, 测试样本 73 组, 用于模型性能检验。随后对全部数据进行归一化处理, 统一各指标量纲。

3.3 煤自燃温度预测模型性能分析

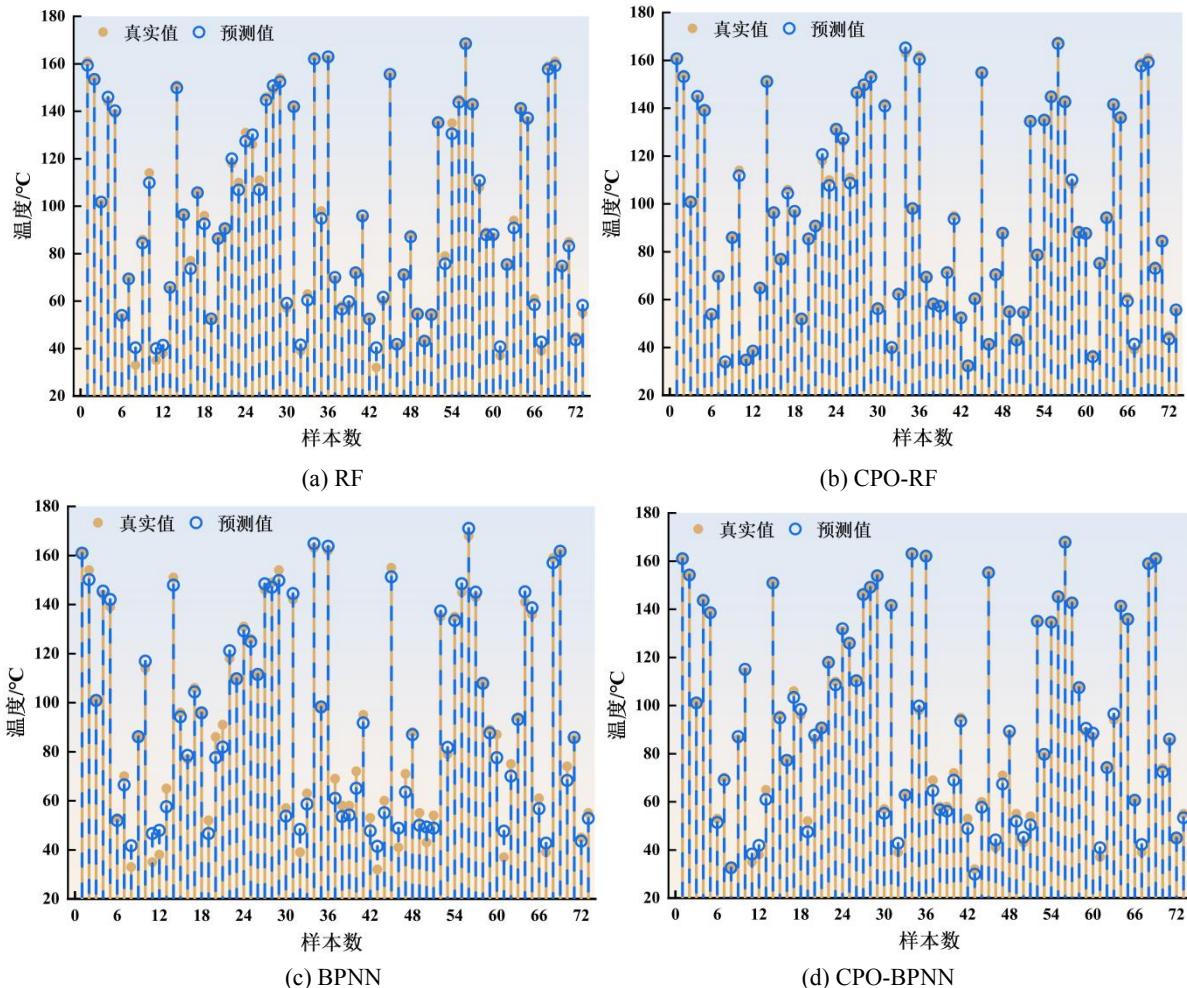


图 7 不同模型测试样本煤温预测结果

Fig.7 Coal temperature prediction results of different model test samples

为了验证基于 CPO-RF 算法的煤自燃温度预测模型的准确性, 在保持相同学习集和测试集的基础上, 引入 RF、BPNN、CPO-BPNN 算法对煤自燃温度进行回归分析, 并将预测结果和 CPO-RF 模型进行对比。调节各算法的超参数, 其中 RF 的超参数 `max_depth` 和 `max_features` 均设置为默认值, OOB 误差确定 `n_estimators` 和 `min_leaf_size` 值为 70 和 5; BPNN 的输入层神经元节点为 4, 隐含层神经元节点根据 Kolmogorov 定理设置为 9, 输出层神经元节点为 1, 最大迭代次数 `Epochs` 为 1 000, 学习率 `lr` 为 0.001, 训练目标误差 `goal` 为 1×10^{-6} ; CPO 的种群规模为 30, 最大迭代次数为 50, 维度为 2, 边界限制中下边界为 1, 上边界为 20, 对 RF 的参数寻优结果 `n_estimators` 为 43, `max_depth` 为 10。

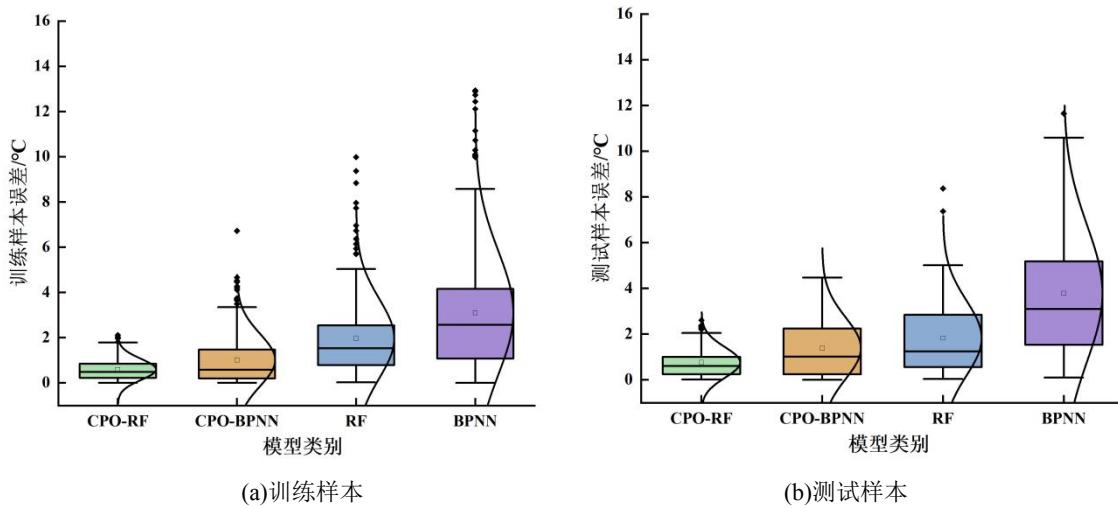


图 8 不同模型的绝对误差箱型图

Fig.8 Boxplot of absolute error of different model

根据以上设定参数进行训练及预测, 得到不同回归模型测试样本的煤自燃温度预测结果, 如图 7、图 8 所示, 可以看出所得预测值均接近真实值, 经 CPO 算法优化后 RF、BPNN 模型预测值与真实值的重合度提升, 误差箱型图四分位距减小, 表明预测值在真实值周围的波动幅度减小, 进一步提高了预测精度。其中, CPO-RF 模型测试集样本的绝对误差最大值为 2.61 °C, 中位数为 0.61 °C, 均值为 0.76 °C; CPO-BPNN 模型测试集样本的绝对误差最大值为 4.47 °C, 中位数为 1.02 °C, 均值为 1.38 °C; RF 模型在未经参数优化下已获得较准确的预测结果, 与 CPO-BPNN 模型的误差分布比较接近, 而 BPNN 模型的误差高于前三者, 且测试集误差明显大于训练集。

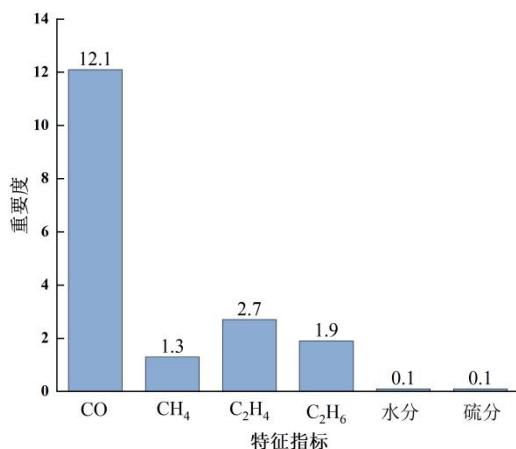


图 9 特征指标重要度评价

Fig.9 Evaluation of the importance degree of characteristic index

综上可知, CPO-RF 模型的误差最低, 预测准确性表现优越, 同时该算法可根据袋外数据计算各特征指标在预测中的重要度, 如图 9 所示, CO 最大, CH₄、C₂H₄

与 C₂H₆ 次之, 水分和硫分最小, 该结果与前文中气体的分析一致, 其中 CO 作为煤自燃的主要指标在实际运用中被普遍认可, 进一步验证了 CPO-RF 方法的有效性和可靠性。

为了进一步量化各模型的回归性能, 选择均方根偏差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、决定系数(R^2)3 个指标作为评判依据^[32], 计算公式如下。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (7)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{y}_i - y_i)^2} \quad (9)$$

根据式(7)-式(9), 计算了 4 个模型的性能评估指标, 见表 6。CPO-RF 模型的预测性能在 4 者中为最优, 其测试样本上相较于 RF、BPNN、CPO-BPNN 模型的 MAE 分别降低了 1.065 °C、3.022 °C、0.623 °C; RMSE 分别降低了 1.435、3.778、0.910; R^2 分别提高了 0.0029、0.0129、0.0016; 且 CPO-RF 模型在测试阶段与训练阶段的各指标值基本没有偏差, 体现出较强的泛化性和鲁棒性。而 BPNN 模型在 2 个阶段的误差指标值均大于 RF 模型, 且测试样本的 MAE 和 RMSE 相较训练样本明显增大, R^2 减小, 表明该模型存在“过拟合”问题, 预测精度相对 RF 模型有所下降; 经 CPO 算法优化权重和阈值参数后, 该模型预测精度有明显的提升, 同时有效改善了容易“过拟合”的问题, 测试样本误差明显减小, MAE 从

3.784 °C 降低至 1.385 °C。

整体来看, CPO-BPNN 模型的准确度次于 CPO-RF, 而略强于未经优化的 RF, 4 种模型的性能强弱可视为 CPO-RF>CPO-BPNN>RF>BPNN。其中, CPO-RF 模型所表现出较强的稳定性和泛化性主要源于以下两方面:

表 6 不同模型预测性能评估指标对比

Table 6 Comparison of prediction performance evaluation indicators of different models

模型	MAE/°C		RMSE		R ²	
	训练	测试	训练	测试	训练	测试
RF	1.962	1.827	2.632	2.449	0.9963	0.9965
BPNN	3.097	3.784	4.126	4.792	0.9905	0.9865
CPO-RF	0.599	0.762	0.760	1.014	0.9997	0.9994
CPO-BPNN	1.013	1.385	1.535	1.924	0.9987	0.9978

4 结论

(1) 西蒙矿区深部开采煤层自燃倾向性大, CO 可以作为主要指标气体, 煤中硫含量的增加促进氧化反应, 含水率的增加则呈现先抑制后促进趋势。CH₄、C₂H₄ 和 C₂H₆ 可作为煤自燃辅助性指标, 其中 C₂H₆ 预测范围在 60 °C 以上, C₂H₄ 预测范围在 90 °C 以上。煤自燃临界温度与干裂温度介于 67.5~70.5 °C 和 113.5~115.4 °C。

(2) 采用冠豪猪优化算法(CPO)对 RF 模型的超参数迭代寻优, 得到决策树最大深度(max_depth)和决策树个数(n_estimators)的全局最优解。模型在训练集上的 MAE、RMSE 和 R² 分别为 0.599 °C、0.760 和 0.9997, 测试集上的 MAE、RMSE 和 R² 分别为 0.762 °C、1.014 和 0.9994, 不存在“过拟合”与“欠拟合”现象, 具备良好的精度和泛化性, 可实现矿区深部开采煤层自然发火的有效预测。

(3) 建立的 CPO-RF 煤自燃预测模型, 可结合煤自燃临界温度与干裂温度, 判断自然发火程度。当预测温度达到其临界值时, 即进行预警并采取相应防灭火方法。但由于煤样特性和赋存条件的差异, 预测模型在未来研究将扩充训练数据集, 同时加强特征选取的多元化和针对性, 提高预测模型的普适性及准确性。

符号注释:

C_0 为新鲜风流中的氧气体积分数, 21%; C_i 为进气口处的氧气体积分数, 即 $C_i = C_0$, 取值 21%; C_{i+1} 为各温度下出气口处的氧气体积分数, %; $\overline{F_i}$ 为攻击产生的非弹性碰撞力; M_t 为煤样的水分含量, %; m_1 为称取的煤样质量, g; m_2 为真空干燥后的煤样质量, g; n 为样本总量; Q 为供风量, 100 mL/min; S 为供风面积(煤样罐截面积), 12.56 cm²; S'_i 为气流扩散因子, 与适应度成正比; t 为迭代次数; $V_0(T)$ 为耗氧速率, mol/(cm³·s); $\overline{x_i^{t+1}}$ 为第 i 个个体在下一次迭代时的位置;

一是通过 CPO 算法对树的深度和数目进行参数寻优, 在原模型基础上显著提升了预测性能; 二是源于 RF 算法的特殊数据处理方式, 基于多个决策树的均值求解使得模型能够较好地反映训练数据中的连续目标值, 实现煤自燃温度的准确预测^[33]。

$\overline{x_i^{t+1}}$ 为当前全局最优解; $\overline{y_i}$ 为捕食者的位置; \hat{y}_i 为煤温预测值; y_i 为煤温实际值; \bar{y}_i 为煤温实际值的平均值; $Z_{i+1} - Z_i$ 为中心轴上两点间距离, 即氧气在煤样罐中通过的距离, 41.3 cm; α 为速度收敛因子; γ_t 为防御因子; τ 与 r 为随机数。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

参考文献(References)

- [1] 蓝航, 陈东科, 毛德兵. 我国煤矿深部开采现状及灾害防治分析[J]. 煤炭科学技术, 2016, 44(01): 39-46.
LAN Hang, CHEN Dongke, MAO Debing. Current status of deep mining and disaster prevention in China[J]. Coal Science and Technology, 2016, 44 (01): 39-46.
- [2] 张建民, 李全生, 张勇, 等. 煤炭深部开采界定及采动响应分析[J]. 煤炭学报, 2019, 44(05): 1314-1325.
ZHANG Jianmin, LI Quansheng, ZHANG Yong, et al. Definition of deep coal mining and response analysis[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(05): 1314-1325.
- [3] 王德明, 邵振鲁, 朱云飞. 煤矿热动力重大灾害中的几个科学问题[J]. 煤炭学报, 2021, 46(01): 57-64.
WANG Deming, SHAO Zhenlu, ZHU Yunfei. Several scientific issues on major thermodynamic disasters in coal mines[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(01): 57-64.
- [4] 任万兴, 郭庆, 石晶泰, 等. 基于标志气体统计学特征的煤自燃预警指标构建[J]. 煤炭学报, 2021, 46(06): 1747-1758.
REN Wanxing, GUO Qing, SHI Jingtai, et al. Ren Wanxing, Guo Qing, Shi Jingtai, et al. Construction of early warning indicators for coal spontaneous combustion based on statistical characteristics of index gases [J]. Journal of China Coal Society, 2021,46 (06): 1747-1758.
- [5] 马砾, 任立峰, 王乃国, 等. 巨野矿区煤自燃特性及动力学研究[J]. 煤田地质与勘探, 2016, 44(06): 33-37.

MA Li, REN Lifeng, WANG Naiguo, et al. Characteristics of coal spontaneous combustion and kinetics in Juye mining area [J]. Coal field Geology and exploration, 2016, 44 (06): 33-37.

[6] 常绪华, 王德明, 贾海林. 基于热重实验的煤自燃临界氧体积分数分析[J]. 中国矿业大学学报, 2012, 41(04): 526-530+550.

CHANG Xuhua, WANG Deming, JIA Hailin. Thermogravimetric determination of the critical oxygen volume fraction for spontaneous combustion of coal[J]. Journal of China University of Mining & Technology 2012, 41 (04): 526-530 + 550.

[7] 刘文永, 文虎, 闫旭斌. 煤自然发火过程温度、氧浓度的时空演化规律[J]. 西安科技大学学报, 2017, 37(05): 636-642.

LIU Wenyong, WEN Hu, YAN Xubin. Spatial-temporal variation of temperature and oxygen concentration in coal spontaneous combustion process[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2017, 37 (05): 636-642.

[8] 刘垚, 王福生, 董轩萌, 等. 基于程序升温试验的煤自燃特性及微观机理研究[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(S1): 94-106.

LIU Yao, WANG Fusheng, DONG Xuanmeng, et al. Study on the Characteristics and Microscopic Mechanism of Coal Spontaneous Combustion Based on Programmed Heating Experiment[J/OL]. Coal Science and Technology, 2024, 52(S1): 94-106.

[9] 周西华, 姜延航, 白刚, 等. 氧气浓度对含硫无烟煤自燃特性的试验研究[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(05): 114-123.

ZHOU Xihua, JIANG Yanhang, BAI Gang, et al. Experimental study on the influence of oxygen concentration on spontaneous combustion characteristics of sulfur containing anthracite[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(05): 114-123.

[10] 徐永亮, 刘泽健, 步允川, 等. 单轴应力下烟煤氧化—自燃变温度[J]. 工程科学学报, 2021, 43(10): 1312-1322.

XU Yongliang, LIU Zejian, BU Yunchuan, et al. Catastrophic temperature of oxidation-spontaneous-combustion for bituminous coal under uniaxial stress[J]. Chinese Journal of Engineering, 2021, 43(10): 1312-1322.

[11] 李宗翔, 张明乾, 杨志斌, 等. 断层构造对煤结构及氧化自燃特性的影响[J]. 煤炭学报, 2023, 48(03): 1246-1254.

LI Zongxiang, ZHANG Mingqian, YANG Zhibin, et al. Effect of fault structure on the structure and oxidative spontaneous combustion characteristics of coal[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(03): 1246-1254.

[12] 秦波涛, 宋爽, 戚绪尧, 等. 浸水过程对长焰煤自燃特性的影响[J]. 煤炭学报, 2018, 43(05): 1350-1357.

QIN Botao, SONG Shuang, QI Xuyao, et al. Effect of soaking process on spontaneous combustion characteristics of long-flame coal[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43 (05): 1350-1357.

[13] 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(01): 154-177.

DENG Jun, LI Xin, WANG Kai, 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 (01): 154-177.

[14] 张玉涛, 郭强, 张园勃, 等. 基于相关系数法的煤自燃危险性关联分析及预测[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34 (01): 125-132.

ZHANG Yutao, GUO Qiang, ZHANG Yuanbo, et al. Correlation analysis and prediction of coal spontaneous combustion risk based on correlation coefficient method[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(01): 125-132.

[15] 雷昌奎, 江莉娟, 邓存宝, 等. 采空区煤自燃极限参数灰色关联分析及预测[J]. 煤矿安全, 2022, 53(09): 113-121.

LEI Changkui, JIANG Lijuan, DENG Cunbao, et al. Grey relational analysis and prediction on limit parameters of coal spontaneous combustion in goaf[J]. Safety in Coal Mines, 2022, 53(09): 113-121.

[16] 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 Jun, LEI Changkui, CAO Kai, et al. Random forest method for predicting coal spontaneous combustion in gob[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(10): 2800-2808.

[17] 王斌, 贾澎涛, 郭风景, 等. 基于多特征融合的煤自燃温度深度预测模型[J]. 中国矿业, 2024, 33(02): 84-90.

WANG Bin, JIA Pengtao, GUO Lanscape, et al. Deep prediction model of coal spontaneous combustion temperature based on multi-feature fusion[J]. China Mining Magazine, 2024, 33 (02): 84-90.

[18] 邓军, 雷昌奎, 曹凯, 等. 煤自燃预测的支持向量回归方法[J]. 西安科技大学学报, 2018, 38(02): 175-180.

DENG Jun, LEI Changkui, CAO Kai, et al. Support vector regression approach for predicting coal spontaneous combustion[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2018, 38(02): 175-180.

[19] 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(07): 127-132.

WANG Wei, LIANG Ran, QI Yun, et al. Prediction model of coal spontaneous combustion risk based on PSO-BPNN[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33 (07): 127-132.

[20] 罗振敏, 张利冬, 宋泽阳. 基于全连接的长短期记忆网

络实现采空区 CO 多步预测[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2024, 64(06): 940-952.

LUO Zhenmin, ZHANG Lidong, SONG Zeyang. Multistep prediction of CO in the extraction zone based on a fully connected long short-term memory network[J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology), 2024, 64 (06): 940-952.

[21] WANG Kai, LI Kangnan, DU Feng, et al. Research on prediction model of coal spontaneous combustion temperature based on SSA-CNN[J]. Energy, 2024, 290: 130158.

[22] 孔彪, 朱思想, 胡相明, 等. 基于改进鲸鱼算法优化 BP 神经网络的煤自然预测研究[J]. 矿业安全与环保, 2023, 50(05): 30-36.

KONG Biao, ZHU Sixiang, HU Xiangming, et al. Study on prediction of coal spontaneous combustion based on MSWOA-BP[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2023, 50(05): 30-36.

[23] GUO Jun, CHEN Changming, WEN Hu, et al. Prediction model of goaf coal temperature based on PSO-GRU deep neural network[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2024, 53: 103813.

[24] LI Shuang, XU Kun, XUE Guangzhe, et al. Prediction of coal spontaneous combustion temperature based on improved grey wolf optimizer algorithm and support vector regression[J]. Fuel, 2022, 324: 124670.

[25] 蔡海伦. 济宁矿区不同埋深煤低温氧化自燃特性研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2019.

CAI Hailun. Study on Spontaneous Combustion Characteristics of Low Temperature Oxidation of Coal under Buried Depth in Jining Mining Area[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2019.

[26] 易欣, 张敏, 邓寅, 等. 淮南矿区煤自然指标气体及特征参数[J]. 西安科技大学学报, 2023, 43(03): 457-465.

YI Xin, ZHANG Min, DENG Yin, et al. Spontaneous combustion indicator gases and characteristic parameters of coal in Huainan mining area[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2023, 43(03): 457-465.

[27] 郑凯月. 淮北矿区浸水风干煤体微观结构及自燃特性研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2021.

ZHENG Kaiyue. Study on Microstructure and Spontaneous Combustion Characteristics of Water immersed Air-dried Coal in HuaiBei Mining Area[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2021.

[28] 邬剑明, 彭举, 吴玉国. 平朔矿区煤自然发火指标气体选择的试验研究[J]. 煤炭科学技术, 2012, 40(02): 67-69.

WU Jianming, PENG Ju, WU Yuguo. Experiment Study on Index Gas Selection of Coal Spontaneous Combustion in Pingshuo Mining Area[J]. Coal Science and Technology, 2012, 40(02): 67-69.

[29] 朱自力. 神东矿区不黏煤二次氧化特性实验研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2023.

ZHU Zili. Experimental study on secondary oxidation of noncaking coal in Shendong Mining Area[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2023.

[30] 徐精彩, 文虎, 葛岭梅, 等. 松散煤体低温氧化放热强度的测定和计算[J]. 煤炭学报, 2000, (04): 387-390.

XU Jingcai, WEN Hu, GE Lingmei, et al. Determination and calculation of oxidation heat liberation intensity of loose coal at low temperature stage [J]. Journal of China Coal Society, 2000, (04): 387-390.

[31] ABDEL-BASSET M, MOHAMED R, ABOUHAWWAS H M. Crest-ed Porcupine Optimizer: A new nature-inspired metaheuristic[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 284: 111257.

[32] 杨云浩, 张国维, 朱国庆, 等. 基于机器学习的火源热释放速率预测方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2024, 64(05): 922-932.

YANG Yunhao, ZHANG Guowei, ZHU Guoqing, et al. Machine learning based prediction method for the heat release rate of a fire source[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology): 2024, 64(05): 922-932.

[33] GRINSZTAJN L, OYALLON E, VAROQUAUX G. Why do tree-based models still outperform deep learning on typical tabular data?[J]. Advances in neural information processing systems, 2022, 35: 507-520.

(责任编辑 范章群)