

文章编号: 1671-251X(2024)12-0128-08

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.18226

# 基于 ACO-KELM 的采空区遗煤温度预测模型研究

翟小伟<sup>1,2,3</sup>, 王辰<sup>1,2,3</sup>, 郝乐<sup>1,2,3</sup>, 李心田<sup>1,2,3</sup>, 侯钦元<sup>1,2,3</sup>, 马腾<sup>1,2,3</sup>

(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 陕西省煤火灾害防控重点实验室, 陕西 西安 710054;

3. 陕西高校青年创新团队 矿山应急救援创新团队, 陕西 西安 710054)

**摘要:** 现有采空区遗煤温度预测研究多侧重于温度与气体浓度之间的关系, 较少考虑采空区内遗煤温度与距工作面距离及漏风风速之间的复杂非线性关系。针对该问题, 提出了一种基于蚁群优化算法优化核极限学习机(ACO-KELM)的采空区遗煤温度预测模型。在葫芦素煤矿 21404 工作面采空区布置束管及分布式光纤, 对 21404 工作面采空区内 O<sub>2</sub>, CO, CO<sub>2</sub> 浓度和温度数据进行采集, 同时结合采空区内漏风强度和距工作面水平距离构建 KELM 模型, 通过 ACO 对 KELM 模型中的正则系数和核参数进行寻优, 获得最优超参数组合, 进而得到性能最优的 KELM 模型。与基于极限学习机(ELM)和基于随机森林(RF)算法的预测模型相比, ACO-KELM 模型在测试集上的平均绝对误差为 0.070 1℃, 均方根误差为 0.074 8℃, 较基于 ELM 模型分别降低了 65% 和 195%, 较基于 RF 模型分别降低了 53% 和 156%; ACO-KELM 模型在测试集上的判定系数为 0.963 5, 与训练集的判定系数仅相差 0.01, 说明该模型未陷入过拟合且拟合程度较高。

**关键词:** 采空区遗煤; 煤自燃; 遗煤温度预测; 核极限学习机; 蚁群算法; 漏风强度; 指标气体分析法; 漏风风速

中图分类号: TD752

文献标志码: A

## Study on the temperature prediction model of residual coal in goaf based on ACO-KELM

ZHAI Xiaowei<sup>1,2,3</sup>, WANG Chen<sup>1,2,3</sup>, HAO Le<sup>1,2,3</sup>, LI Xintian<sup>1,2,3</sup>, HOU Qinyuan<sup>1,2,3</sup>, MA Teng<sup>1,2,3</sup>

(1. College of Safety Science and Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2. Shaanxi Province Key Laboratory of Coal Fire Disaster Prevention and Control, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 3. Mine Emergency Rescue Innovation Team, The Youth Innovation Team of

Shaanxi Universities, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** Existing studies on the temperature prediction of residual coal in goafs have mainly focused on the relationship between temperature and gas concentration, with limited attention given to the complex nonlinear relationships between the residual coal temperature in the goaf, the distance from the working face, and the air leakage velocity. To address this gap, a prediction model based on ant colony optimization (ACO) and kernel extreme learning machine (KELM) (ACO-KELM) was proposed. In the 21404 working face goaf of Hulususu Coal Mine, beam tubes and distributed fiber optics were arranged to collect data on O<sub>2</sub> concentration, CO concentration, CO<sub>2</sub> concentration, and temperature within the goaf. Simultaneously, the air leakage intensity and horizontal distances from the working face were incorporated to construct the KELM model. ACO was employed

收稿日期: 2024-10-25; 修回日期: 2024-12-10; 责任编辑: 王晖, 郑海霞。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52274229); 陕西省教育厅青年创新团队建设科研项目(21JP078)。

作者简介: 翟小伟(1979—), 男, 陕西富平人, 教授, 博士研究生导师, 博士, 主要从事煤火灾害防治、灾害监测预警与应急救援等方面的科研工作, E-mail: zhaixw@xust.edu.cn。通信作者: 王辰(2000—), 男, 陕西宝鸡人, 硕士研究生, 主要从事煤火灾害防治方面的科研工作, E-mail: 710586226@qq.com。

引用格式: 翟小伟, 王辰, 郝乐, 等. 基于 ACO-KELM 的采空区遗煤温度预测模型研究[J]. 工矿自动化, 2024, 50(12): 128-135.

ZHAI Xiaowei, WANG Chen, HAO Le, et al. Study on the temperature prediction model of residual coal in goaf based on ACO-KELM[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(12): 128-135.



扫码移动阅读

to optimize the regularization coefficients and kernel parameters in the KELM model, thereby obtaining the best-performing hyperparameter combination and generating the optimal KELM model. Compared to the prediction models based on extreme learning machine (ELM) and random forest (RF) algorithms, the ACO-KELM model achieved an average absolute error of 0.070 1 °C and a root mean square error (RMSE) of 0.074 8 °C on the test set, reducing these errors by 65% and 195%, respectively, compared to the ELM-based model, and by 53% and 156%, respectively, compared to the RF-based model. The coefficient of determination ( $R^2$ ) for the ACO-KELM model on the test set was 0.963 5, which was only 0.01 lower than that of the training set, indicating that the model was not overfitted and demonstrated a high degree of accuracy.

**Key words:** goaf residual coal; coal spontaneous combustion; residual coal temperature prediction; Kernel Extreme Learning Machine; Ant Colony Optimization; air leakage intensity; gas analysis method; air leakage velocity

## 0 引言

火灾作为矿井五大灾害之一,对于矿井生产及人员健康有着严重威胁<sup>[1-2]</sup>。经过大量事故统计发现,在矿井火灾众多的成因当中,采空区遗煤自燃是最突出的因素,其引发的火灾数量占总数的60%以上<sup>[3-5]</sup>。采空区位置较特殊,人员与常规监测设备难以深入其中,使得采空区遗煤温度预测成为矿井火灾防控工作的核心要点与难点。

目前对于采空区温度的预测主要采用指标气体分析法,通过分析煤氧化气体与煤温间的非线性关系,实现由气定温的目标<sup>[6]</sup>。骆大勇等<sup>[7]</sup>对煤样进行了升温实验,根据实验结果将CO、C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>、C<sub>3</sub>H<sub>8</sub>分别作为煤温在20~100 °C、100~150 °C及大于150 °C时的指标气体,得到指标气体浓度与温度间的函数关系式,从而实现对采空区内温度的阶段性预测。武福生<sup>[8]</sup>研究了不同O<sub>2</sub>浓度、空气流量下煤样复合气体指标的变化规律,将 $\varphi(\text{O}_2)/(\varphi(\text{CO})+\varphi(\text{CO}_2))$ 作为温度低于100 °C的煤自燃预测指标,将 $\varphi(\text{C}_2\text{H}_4)/\varphi(\text{CH}_4)$ 和 $\varphi(\text{CO})/\varphi(\text{CO}_2)$ 作为温度高于100 °C时的煤自燃预测指标, $\varphi(\cdot)$ 为气体体积分数,为利用气体预测采空区温度提供了科学依据。但指标气体分析法无法直接获取某一气体浓度下的实际温度,通常仅能通过相关性分析推测温度的变化范围或趋势。

随着计算机技术的兴起,越来越多的学者以指标气体分析法为基础,建立了对应性强、精度高、适用性广、预测速度快的温度回归模型<sup>[9]</sup>。张天宇等<sup>[10]</sup>为预测煤温,以支持向量机(Support Vector Machine, SVM)为基础,将指标气体浓度、格氏火灾系数和煤炭种类作为特征指标,建立了多煤种温度预测模型,并利用网格搜索法对模型参数进行寻优,模型预测准确率达98.26%。孔彪等<sup>[11]</sup>在鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)的基础上引入

了非线性收敛因子和随机学习策略,使模型在测试阶段的MAPE由6.734 1%降至3.039 3%,大幅提高了精度与稳定性。邓军等<sup>[12]</sup>在SVM的基础上引入主成分分析法,选取对煤自燃程度影响较大的3个主要成分作为特征量建立模型,并利用粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)对模型参数进行寻优,模型精度和预测稳定性较高。咎军才等<sup>[13]</sup>将煤样氧化产物浓度作为神经网络输入、煤温作为输出建立BP神经网络预测模型,模型预测值与实际值的误差不超过0.065%,同时该模型计算速度较快,稳定性较好。然而,现有研究多侧重于温度与气体浓度之间的关系,较少考虑采空区内遗煤温度与距工作面距离及漏风风速之间的复杂非线性关系。在实际采空区中,距离工作面较近的区域,受开采活动的影响,漏风风速较大,加速遗煤的氧化升温过程,导致预测出的煤温与实际温度相差较大;当漏风风速发生变化时,比如在通风系统调整后,采空区内的热量传递和遗煤氧化情况也会随之改变,预测模型无法准确捕捉这些动态变化,导致在新的通风条件下,煤温预测出现较大偏差,无法为煤自燃的防治提供精准的温度预警<sup>[14-15]</sup>。

为准确预测采空区遗煤温度,本文在中天合创能源有限责任公司葫芦素煤矿21404工作面采空区布置束管及分布式光纤,对21404工作面采空区内O<sub>2</sub>浓度、CO浓度、CO<sub>2</sub>浓度和温度数据进行采集。同时结合采空区内漏风强度和距工作面不同水平距离,构建核极限学习机(Kernel Extreme Learning Machine, KELM)模型,通过蚁群优化(Ant Colony Optimization, ACO)算法对KELM模型中的正则系数和核参数进行寻优,获得最优超参数组合,通过训练得到性能最优的KELM模型。在此基础上,建立了基于ACO优化KELM(ACO-KELM)的采空区遗煤温度回归模型,并验证了ACO-KELM模型在遗煤

温度预测中的应用效果。

### 1 基于 ACO-KELM 的采空区遗煤温度预测模型

#### 1.1 KELM 数学模型

目前,许多学者已建立了多种有效的煤温预测模型,但现有的典型模型由于自身原因仍存在一些局限性。例如,神经网络模型容易陷入局部最优解,且在训练数据不足或噪声较大的情况下,常常出现过拟合问题;SVM 的训练时间较长,且对样本规模和分布具有较高的敏感性;随机森林(Random Forest, RF)模型依赖于决策树的分裂规则,在处理复杂非线性关系时表现相对较弱。KELM 模型在回归预测中具有训练速度快、调参简单、泛化能力强、模型结构简单、不易陷入局部最优等优势,且精度和计算效率较高,因此本文选择 KELM 模型作为基线模型,以实现更为精准的煤温预测<sup>[16]</sup>。

$$\begin{cases} \mathbf{\Omega}_{\text{KELM}} = \mathbf{H}\mathbf{H}^T \\ \Omega_{i,j} = \mathbf{h}(x_i)\mathbf{h}(x_j) = k(x_i, x_j) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{\Omega}_{\text{KELM}}$  为核矩阵;  $\mathbf{H}$  为隐藏输出矩阵;  $\Omega_{i,j}$  为核矩阵中第  $i$  行第  $j$  列元素;  $\mathbf{h}(x_i)$ ,  $\mathbf{h}(x_j)$  分别为样本  $x_i$ ,  $x_j$  通过核函数映射后得到的向量;  $k(x_i, x_j)$  为核函数。

结合 KELM 模型的运算逻辑,最终得到 KELM 模型数学公式:

$$f(x) = [k(x, x_1), k(x, x_2), \dots, k(x, x_n)] \left( \frac{\mathbf{I}}{E} + \mathbf{H}\mathbf{H}^T \right)^{-1} \mathbf{B} \quad (2)$$

式中:  $f(x)$  为核极限学习机的数学表达式,  $x$  为样本;  $k(x, x_n)$  为样本核函数,  $n=1, 2, \dots, N$ ,  $N$  为样本数量;  $\mathbf{I}$  为单位矩阵;  $E$  为正则化系数;  $\mathbf{B}$  为模型中的目标矩阵。

#### 1.2 蚁群算法

KELM 模型中的正则化系数  $E$  及核参数  $S$  用于控制模型的复杂度,防止过拟合。如果参数设置不合适,则无法发挥出最优效果。本文选取参数设置简单、全局搜索能力强的 ACO 对 KELM 模型中的正则化系数  $E$  及核参数  $S$  进行寻优,在保证模型不出现过拟合的前提下找到最优参数<sup>[17-18]</sup>。

##### 1.2.1 状态转移概率

设蚂蚁种群数量为  $M$ , 默认各路径初始信息素浓度相同,即优化目标求解值相同。蚂蚁下一次位移方向地点由数据本身特征与优化值之间的距离共同决定。蚂蚁  $m$  从数据节点  $s$  运动到数据节点  $u$  的转移概率为

$$p(m, s, u) = \frac{(\tau_{(s,u)}(t))^a (\eta_{(s,u)}(t))^\beta}{\sum_{q \in A_k} (\tau_{(s,q)}(t))^a (\eta_{(s,q)}(t))^\beta} \quad (3)$$

$$\begin{cases} \eta_{(s,u)}(t) = \frac{1}{D_{(s,u)}} \\ D_{(s,u)} = \sqrt{(X_s - X_u)^2 + (Y_s - Y_u)^2} \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $q$  为蚂蚁未访问到的节点;  $A_k$  为蚂蚁  $m$  未访问到的节点集合;  $\tau_{(s,u)}(t)$  为  $t$  时刻节点  $s$  与节点  $u$  路径上信息素浓度;  $a$  为启发因子;  $\eta_{(s,u)}(t)$  为启发函数;  $\beta$  为期望启发因子;  $D_{(s,u)}$  为节点  $s$  与节点  $u$  之间的欧氏距离;  $(X_s, Y_s)$  为节点  $s$  的直角坐标;  $(X_u, Y_u)$  为节点  $u$  的直角坐标。

##### 1.2.2 信息素更新规则

在数值求解过程中,初始优化值受到路径上数据节点的影响,因此在路径上的实时优化值需要不断更新。

$$\begin{cases} \tau_{(s,u)}(t+1) = (1-\rho)\tau_{(s,u)}(t) + \Delta\tau_{(s,u)} \\ \Delta\tau_{(s,u)} = \sum_{m=1}^M \tau_{(m,s,u)} \\ \tau_{(m,s,u)} = \frac{Q}{L} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $\tau_{(s,u)}(t+1)$  为  $t+1$  时刻节点  $s$  与节点  $u$  路径上信息素浓度;  $\rho$  为信息素挥发系数,即初始优化遗忘系数,初始优化值会随着算法的推进而不断遗忘初始值,更新优化值,从而实现距离优化、目标更迁的效果;  $\Delta\tau_{(s,u)}$  为  $[t, t+1]$  时间段内节点  $s$  与节点  $u$  间信息素增量;  $\tau_{(m,s,u)}$  为  $[t, t+1]$  时间段内蚂蚁  $m$  在数据节点  $s$  与数据节点  $u$  间路径上释放的信息素浓度;  $Q$  为信息素强度;  $L$  为节点间路径长度。

#### 1.3 ACO-KELM 模型预测流程

考虑到模型计算的简便性和准确性,选取径向基函数核(高斯核)作为本模型的核函数。模型构建及运行在 Matlab 上实现,整体运行流程如图 1 所示。

首先,对监测到的温度、气体等数据进行异常数据去除及归一化处理,将保留的 70 组数据按 8:2 划分为训练集和测试集。其次,初始化蚁群种群数  $M$ 、最大迭代次数 Max、信息素挥发系数  $\rho$ 、信息素强度  $Q$  及转移概率常数  $p_0$ ,基于式(3)、式(4)得到每个蚂蚁当前信息素浓度下的超参数,将其用于 KELM 模型训练,并计算适应度。然后,根据 KELM 模型的表现,更新蚂蚁路径上的信息素浓度,达到最大迭代次数或满足收敛条件时停止寻优。最后,选择性能最优的超参数组合,并使用该组合训练最终的 KELM 模型,对测试集数据进行反归一化处理得到遗煤温度预测值。

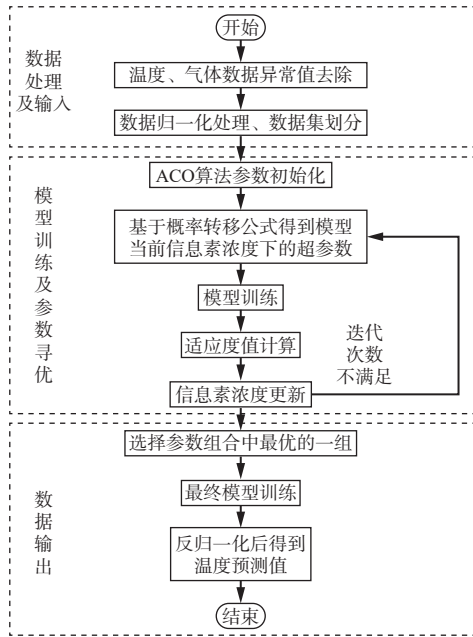


图1 ACO-KELM模型预测流程

Fig. 1 Prediction process of ACO(ant colony optimization)-KELM(kernel extreme learning machine) model

### 2 模型特征指标值分析

#### 2.1 采空区气体浓度、距离与温度间关系

本文通过预埋束管的方式现场采集21404工作面采空区气体数据,并通过在采空区内敷设光纤获取遗煤温度(图2),束管及光纤部分数据如图3所示。

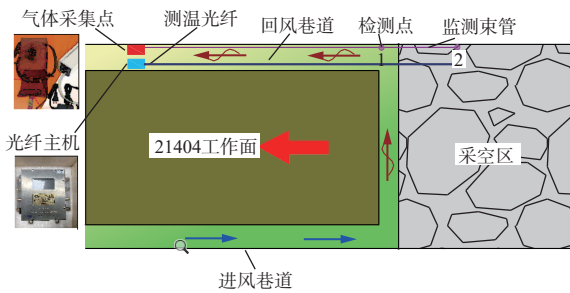


图2 采空区气体及温度采集

Fig. 2 Gas and temperature data collection in the goaf

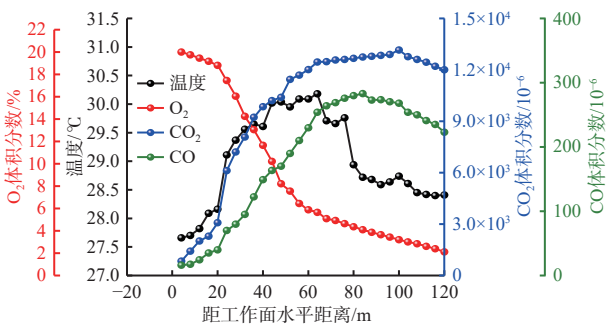


图3 采空区气体体积分数与距离-温度变化曲线

Fig. 3 Gas volume fraction and temperature variation curves in the goaf

由图3可看出,采空区内O<sub>2</sub>体积分数随着距工作面水平距离的增加逐渐下降,而CO和CO<sub>2</sub>体积

分数则随着距工作面水平距离的增加逐步上升。温度则表现出缓慢上升、快速上升后再下降至平稳的动态变化。在距工作面水平距离0~20 m时,采空区内O<sub>2</sub>体积分数由21%降至18%,CO体积分数上升至50×10<sup>-6</sup>左右,CO<sub>2</sub>体积分数上升至3 000×10<sup>-6</sup>左右,此时遗煤氧化程度较低,温度仅上升了0.5℃。随着距工作面水平距离不断增加,采空区温度加速上升,最高温度可达30℃。在距工作面水平距离超过60 m后,O<sub>2</sub>消耗速率减缓,遗煤氧化程度逐渐降低,CO和CO<sub>2</sub>产生速率减小,温度开始下降。随着距工作面水平距离进一步增加,O<sub>2</sub>浓度不足以支持煤的氧化反应,遗煤温度继续下降,最终稳定在28.5℃。因此,采空区内距工作面水平距离及其对应位置处的O<sub>2</sub>,CO,CO<sub>2</sub>浓度可以作为煤温预测模型的重要特征指标。

#### 2.2 采空区漏风强度、距离与温度间关系

采空区漏风风速对采空区内遗煤蓄热环境有显著影响<sup>[19-23]</sup>,所以可作为煤温预测模型的额外特征指标。目前对漏风风速直接进行测量十分困难,因此利用漏风强度经验公式来进行计算替代<sup>[24]</sup>。

$$Q(z_n) = \frac{V_{O_2air}(z_{n+1} - z_n)}{C_{O_2air} \ln \frac{C_{O_2}(n)}{C_{O_2}(n+1)}} \quad (6)$$

式中:Q(z<sub>n</sub>)为采空区n处的漏风强度;V<sub>O<sub>2</sub>air</sub>为在某一煤温下O<sub>2</sub>体积分数为21%时的耗氧速率;z<sub>n</sub>,z<sub>n+1</sub>分别为采空区n处和n+1处与工作面的距离;C<sub>O<sub>2</sub>air</sub>为空气中的O<sub>2</sub>体积分数,取值为9.375×10<sup>-6</sup> mol/cm<sup>3</sup>;C<sub>O<sub>2</sub></sub>(n)和C<sub>O<sub>2</sub></sub>(n+1)分别为采空区n处和n+1处的O<sub>2</sub>体积分数。

采集21404工作面的煤样作为实验煤样,利用煤样粉碎及筛分设备制备出不同粒径(0~0.9,0.9~3,3~5,5~7,7~10 mm)的煤样各200 g,组成混样,煤低温氧化实验装置如图4所示。

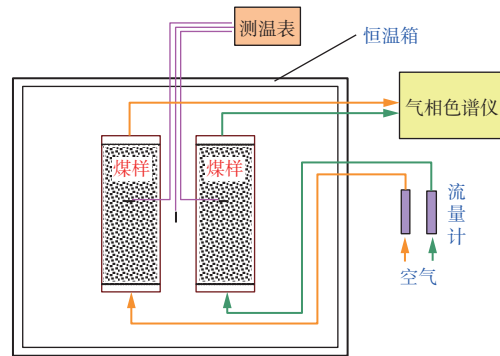


图4 煤低温氧化实验装置

Fig. 4 Low-temperature oxidation experimental device for coal  
实验过程中保证O<sub>2</sub>流量稳定在120 mL/min,升

温速率稳定在 0.3 °C/min, 煤样温度由室温升至 30 °C 时进行气体收集, 则耗氧速率为

$$V_{O_2air} = \frac{GC_{O_2air}}{S_{coal}L_{coal}} \ln \frac{C_{in}}{C_{out}} \quad (7)$$

式中:  $G$  为进气口气体流量;  $S_{coal}$  为煤样罐的横截面积;  $L_{coal}$  为  $O_2$  在煤样罐中通过的距离;  $C_{in}$  为在某一煤温下煤样罐进气处  $O_2$  浓度;  $C_{out}$  为在某一煤温下煤样罐出气处  $O_2$  浓度。

根据 21404 工作面煤样低温氧化实验, 得出 30 °C 时煤样的耗氧速率为  $8.2 \times 10^{-11} \text{ mol}/(\text{cm}^3 \cdot \text{s})$ 。结合采空区内测点  $O_2$  浓度, 计算采空区漏风强度。采空区漏风强度、温度变化曲线如图 5 所示。

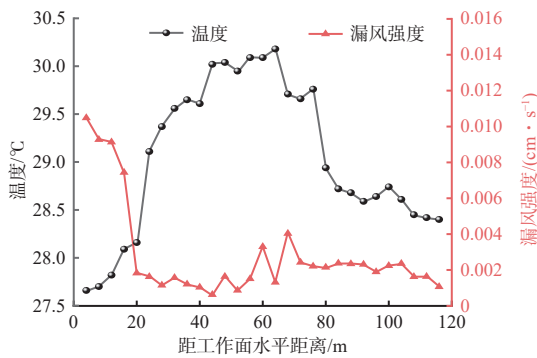


图 5 采空区漏风强度、温度变化曲线

Fig. 5 Air leakage intensity and temperature variation curves in the goaf

由图 5 可看出, 采空区内漏风强度随距工作面水平距离的增加而逐渐降低。在距工作面水平距离为 0~20 m 时, 漏风强度较大, 遗煤氧化反应产生的热量大部分被风流带走, 导致温度上升较慢, 整体温度较低。随着距工作面水平距离的增加, 上覆岩层逐渐垮落, 采空区内孔隙率减小, 漏风风速减缓, 风流带走的热量小于煤氧化反应释放的热量, 温度加速上升。当距工作面水平距离进一步增加时, 采空区内部孔隙率持续降低, 漏风量越来越小, 经过氧化带的消耗后, 已无法为遗煤提供充足的  $O_2$ , 致使遗煤温度开始下降, 并最终趋于稳定。

需要说明的是, 式(6)中漏风强度的计算需要温度参与, 结合矿井采空区实际温度变化范围, 最终确定以 30 °C 时煤样的耗氧速率作为基准, 将耗氧速率定为常数值, 以保证输入指标的合理性。

### 3 ACO-KELM 模型预测结果分析

#### 3.1 模型评价指标

为验证 ACO-KELM 模型预测效果, 本文选择平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)、均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE)、判定系数

$R^2$  共 3 项指标对预测结果进行评价<sup>[25]</sup>。MAE 可以直观地看出模型预测值与真实值之间的差距, 由于对差值计算进行了取正, 所以不考虑预测结果的正负, 更关注绝对误差。MAE 越小, 说明模型越精准, 当 MAE 等于 0 时, 该模型为完美模型。RMSE 主要衡量预测值与真实值间的偏差程度, RMSE 越小, 表明模型精度越高, 但极易受异常值影响, 对模型效果造成误判。 $R^2$  在 0~1 内取值, 越接近 1, 说明模型拟合效果越好。

#### 3.2 模型对比分析

去除异常数据后束管检测点 1 及束管检测点 2 共 70 组合格数据, 整体进行归一化处理按 8:2 进行训练集、测试集划分。ACO 的超参数  $M$  (蚁群种群数)、 $Max$  (最大迭代次数)、 $\rho$  (信息素挥发系数)、 $Q$  (初始信息素强度) 及  $p_0$  (转移概率常数) 分别设定为 50, 50, 0.9, 1.0, 0.2, 并以训练集、测试集均方根误差的平均值作为适应度函数, 模型收敛曲线如图 6 所示。可看出迭代 30 次后最佳适应度值趋向收敛且较为理想, 直观表明 ACO 在参数寻优方面的高效性和 KELM 模型在预测精度和泛化能力方面的优势。

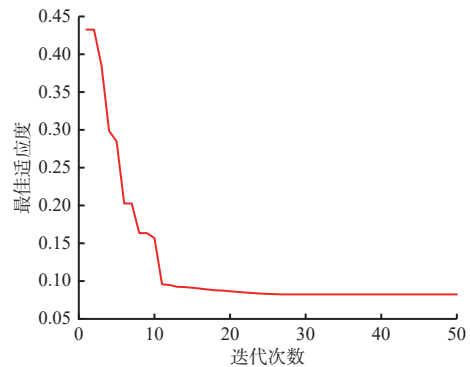


图 6 ACO-KELM 进化收敛曲线

Fig. 6 ACO-KELM evolutionary convergence curve

为验证 ACO-KELM 模型的准确性和可行性, 选取基于极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 及基于 RF 的 2 种煤温预测模型为对比模型, 将相同的训练集和测试集代入其中。基于 ELM 的预测模型<sup>[26]</sup>隐含层神经元数为 8, 选取 Sigmoid 激活函数; 基于 RF 的预测模型<sup>[27]</sup>决策树数量为 100, 最大树深为 5。各模型评价指标见表 1。

表 1 不同模型评价指标对比

Table 1 Comparison of evaluation metrics for different models

模型	MAE/°C		RMSE/°C		$R^2$	
	训练集	测试集	训练集	测试集	训练集	测试集
基于 ELM	0.244 8	0.203 1	0.291 4	0.221 1	0.812 6	0.834 8
基于 RF	0.198 4	0.150 1	0.201 1	0.192 0	0.835 5	0.851 1
ACO-KELM	0.094 6	0.070 1	0.086 2	0.074 8	0.954 1	0.963 5

从表1可看出, ACO-KELM模型的MAE较基于ELM算法和基于RF算法的预测模型分别降低了65%, 53%, 误差基本在±0.01℃内。ACO-KELM模型的RMSE较基于ELM算法和基于RF算法的预测模型分别降低了195%, 156%, 说明ACO-KELM模型的预测结果最接近真实值。此外ACO-KELM模型在训练集和测试集上的R<sup>2</sup>差值为0.01, 说明ACO-KELM模型没有过拟合, 泛化性较强。

3种模型测试集样本的预测值和真实值如图7所示。

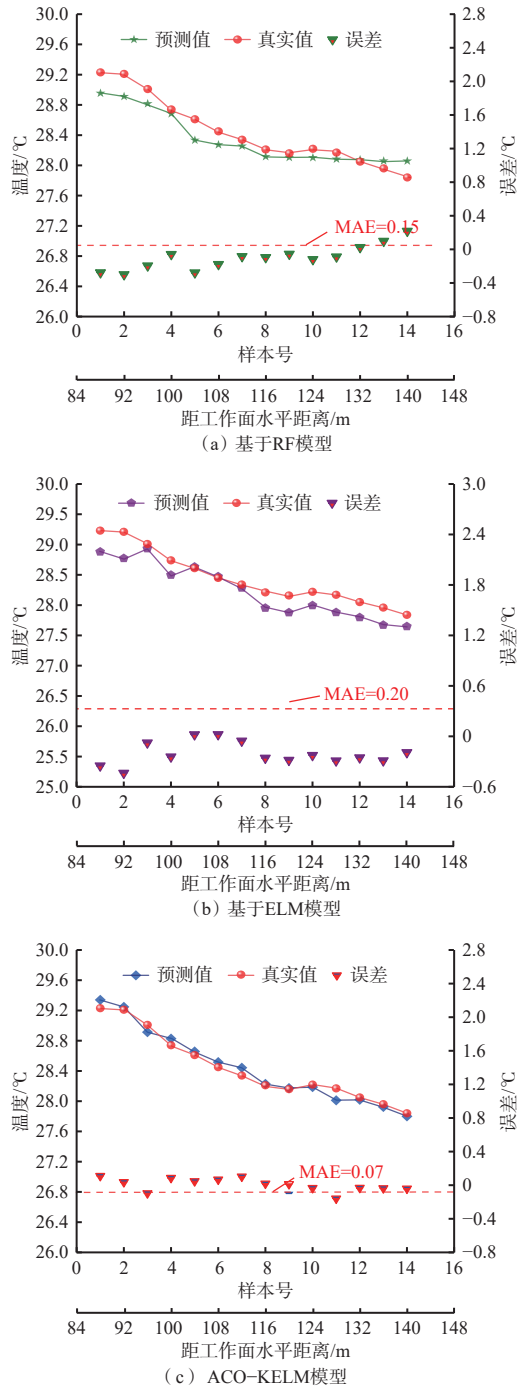


图7 不同模型煤温真实值与预测值对比

Fig. 7 Comparison of real and predicted coal temperatures for different models

从图7可看出, 基于ELM算法的预测模型在某些样本的预测上偏离真实值较多, 整体离散程度大; 基于RF算法的预测模型较基于ELM算法的模型误差更小, 但整体上预测精度仍低于ACO-KELM模型; 而ACO-KELM模型在整体预测上不仅误差最小, 且预测值曲线与真实值曲线相似度最高, 数据间离散度最小, 说明ACO-KELM模型不仅提高了煤自燃温度预测精度, 且鲁棒性有了明显的提升。

#### 4 结论

1) 结合ACO优化算法和KELM模型构建基于ACO-KELM的采空区遗煤温度预测模型, 实现对模型正则系数及核参数自动寻优, 该模型较为简单, 复杂程度较低, 不易陷入过拟合。

2) 经过现场数据分析, 发现随着采空区内距工作面水平距离的增加, CO, CO<sub>2</sub>浓度不断上升, O<sub>2</sub>浓度和漏风强度不断减小, 遗煤温度呈先上升后下降的变化趋势, 整体间存在较强的非线性关系, 因此将采空区内距工作面不同水平距离相应位置处的CO, CO<sub>2</sub>, O<sub>2</sub>浓度和漏风强度作为模型特征指标。

3) 引入基于ELM, RF算法的煤温预测模型, 综合对比ACO-KELM采空区遗煤温度预测模型性能。结果表明ACO-KELM模型的R<sup>2</sup>在测试集上高达0.9635, 且MAE和RMSE仅为0.0701和0.0748, 显著优于其他2种模型, 为采空区内遗煤温度预测提供了解决方案。

#### 参考文献(References):

[1] 朱兴攀, 许敏, 王鹏, 等. 分布式温度监测系统在煤自燃预警中的应用[J]. 煤炭工程, 2019, 51(10): 24-27.  
ZHU Xingpan, XU Min, WANG Peng, et al. Research and application of seamless temperature monitoring system for early warning of coal spontaneous combustion[J]. Coal Engineering, 2019, 51(10): 24-27.

[2] 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 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(7): 127-132.

[3] 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.

[4] 翟小伟, 周翔, 宋波波, 等. 基于ARIMA模型的矿井灾

- 害预测方法研究[J]. 煤炭技术, 2024, 43(6): 165-168.  
ZHAI Xiaowei, ZHOU Xiang, SONG Bobo, et al. Research on mine disaster prediction method based on ARIMA model[J]. Coal Technology, 2024, 43(6): 165-168.
- [5] 刘晨, 谢军, 辛林. 煤自燃预测预报理论及技术研究综述[J]. 矿业安全与环保, 2019, 46(3): 92-95, 99.  
LIU Chen, XIE Jun, XIN Lin. Review of theory and technology research on prediction of coal spontaneous combustion[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2019, 46(3): 92-95, 99.
- [6] 王凯, 姚纪凯, 翟小伟, 等. 煤自燃阶段性预测预报临界指标实验研究[J]. 煤炭技术, 2018, 37(6): 165-167.  
WANG Kai, YAO Jikai, ZHAI Xiaowei, et al. Investigation on prediction critical indexes of stages of coal spontaneous combustion[J]. Coal Technology, 2018, 37(6): 165-167.
- [7] 骆大勇, 刘振. 许疃煤矿煤炭自燃指标气体优选与应用[J]. 矿业安全与环保, 2021, 48(5): 69-74.  
LUO Dayong, LIU Zhen. Optimization and application of coal spontaneous combustion index gas in Xutuan Coal Mine[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2021, 48(5): 69-74.
- [8] 武福生. 预测煤自燃的复合气体指标优选实验研究[J]. 工矿自动化, 2018, 44(7): 61-65.  
WU Fusheng. Experimental study on composite gas indexes optimization for coal spontaneous combustion prediction[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(7): 61-65.
- [9] 张春, 隋彦臣. 基于网格优化双层随机森林的采空区煤氧化升温预测研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2024, 20(5): 177-183.  
ZHANG Chun, SUI Yanchen. Prediction of coal oxidation temperature rise in goaf based on grid optimization double-layer random forest[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2024, 20(5): 177-183.
- [10] 张天宇, 鲁义, 施式亮, 等. 基于支持向量机分类算法的多煤种煤自燃危险性预测[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2019, 34(2): 11-17.  
ZHANG Tianyu, LU Yi, SHI Shiliang, et al. Prediction on coal spontaneous combustion risk for multi-coal based on SVM[J]. Journal of Hunan University of Science & Technology(Natural Science Edition), 2019, 34(2): 11-17.
- [11] 孔彪, 朱思想, 胡相明, 等. 基于改进鲸鱼算法优化 BP 神经网络的煤自燃预测研究[J]. 矿业安全与环保, 2023, 50(5): 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(5): 30-36.
- [12] 邓军, 周少柳, 马砺, 等. 基于 PCA-PSOSVM 的煤自燃程度预测研究[J]. 矿业安全与环保, 2016, 43(5): 27-31.  
DENG Jun, ZHOU Shaoliu, MA Li, et al. Research on prediction method of coal spontaneous combustion degree based on PCA-PSOSVM[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2016, 43(5): 27-31.
- [13] 咎军才, 魏成才, 蒋可娟, 等. 基于 BP 神经网络的煤自燃温度预测研究[J]. 煤炭工程, 2019, 51(10): 113-117.  
ZAN Juncai, WEI Chengcai, JIANG Kejuan, et al. Prediction of coal spontaneous combustion temperature based on BP neural network[J]. Coal Engineering, 2019, 51(10): 113-117.
- [14] 杨玉中, 任立刚. 多物理场耦合下采空区煤自燃三带数值模拟研究[J/OL]. 安全与环境学报: 1-11 [2024-10-22]. <https://doi.org/10.13637/j.issn.1009-6094.2024.0932>.  
YANG Yuzhong, REN Ligang. Numerical simulation of the three zones of spontaneous coal combustion in goaf under multi-physical field coupling[J/OL]. Journal of Safety and Environment: 1-11 [2024-10-22]. <https://doi.org/10.13637/j.issn.1009-6094.2024.0932>.
- [15] 叶正亮, 尚博, 胡冕, 等. 浅埋煤层大采高工作面地表裂隙漏风研究[J]. 中国煤炭, 2024, 50(8): 72-77.  
YE Zhengliang, SHANG Bo, HU Mian, et al. Study on air leakage from surface cracks on shallow-buried working face with large mining height[J]. China Coal, 2024, 50(8): 72-77.
- [16] 许建民, 邓冬冬, 宋雷, 等. 基于多级视野自适应蚁群算法的机器人路径规划[J/OL]. 农业机械学报: 1-13 [2024-08-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1964.s.20240712.1521.007.html>.  
XU Jianmin, DENG Dongdong, SONG Lei, et al. Mobile robot path planning based on multi-level field of view adaptive ant colony algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery: 1-13 [2024-08-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1964.s.20240712.1521.007.html>.
- [17] 宋绍剑, 王尧, 林小峰. 基于蚁群算法优化回声状态网络的研究[J]. 计算机工程与科学, 2017, 39(12): 2326-2332.  
SONG Shaojian, WANG Yao, LIN Xiaofeng. Echo state network based on ant colony algorithm[J]. Computer Engineering & Science, 2017, 39(12): 2326-2332.
- [18] 王雨虹, 孙远星, 包伟川, 等. 基于数据均衡化与改进鲸鱼算法优化核极限学习机的变压器故障诊断方法[J]. 信息与控制, 2023, 52(2): 235-244, 256.  
WANG Yuhong, SUN Yuanxing, BAO Weichuan, et al. Transformer fault diagnosis method based on data equalization and kernel-based extreme learning machine of improved whale algorithm[J]. Information and Control, 2023, 52(2): 235-244, 256.

- [19] 翟小伟, 成倬. 柴家沟矿 4(-2)煤层自燃标志气体优选实验研究[J]. 煤矿安全, 2019, 50(11): 18-23.  
ZHAI Xiaowei, CHENG Zhuo. Experimental study on optimization selection of coal spontaneous combustion index gases in 4(-2) coal seam of Chaijiagou Mine[J]. Safety in Coal Mines, 2019, 50(11): 18-23.
- [20] 王崇景, 杨峰, 李可可, 等. 复采工作面煤自燃危险区域划分及综合治理技术研究[J]. 煤炭工程, 2024, 56(1): 86-92.  
WANG Chongjing, YANG Feng, LI Keke, et al. Classification and comprehensive management technology of coal spontaneous combustion hazardous areas in the remining face[J]. Coal Engineering, 2024, 56(1): 86-92.
- [21] 武向强. 基于分布式光纤测温系统的采空区自燃“三带”动态变化研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2023.  
WU Xiangqiang. Study on dynamic change of spontaneous combustion "three zones" in goaf based on distributed optical fiber temperature measurement system[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2023.
- [22] 张建业, 陈举师, 孙新. 漏风测定和煤温监测防治采空区煤炭自燃技术[J]. 矿业安全与环保, 2016, 43(3): 60-63.  
ZHANG Jianye, CHEN Jushi, SUN Xin. Control technology for coal spontaneous combustion in gobs based on air leakage determination and coal temperature monitoring[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2016, 43(3): 60-63.
- [23] 翟小伟, 李心田, 侯钦元, 等. 漏风条件下采空区煤自燃分级预警方法研究及应用[J/OL]. 煤炭科学技术: 1-8[2024-08-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.20240716.1114.002.html>.
- ZHAI Xiaowei, LI Xintian, HOU Qinyuan, et al. Research and application of classification warning method for coal spontaneous combustion in goaf under air leakage[J/OL]. Coal Science and Technology: 1-8[2024-08-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.20240716.1114.002.html>.
- [24] 宋涛, 王建文, 王凯, 等. 柠条塔煤矿 S12002 采空区自燃危险区域划分[J]. 陕西煤炭, 2022, 41(2): 18-22.  
SONG Tao, WANG Jianwen, WANG Kai, et al. Division of spontaneous combustion dangerous area in S12002 goaf of Ningtiaota Coal Mine[J]. Shaanxi Coal, 2022, 41(2): 18-22.
- [25] 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(2): 84-90.  
WANG Bin, JIA Pengtao, GUO Fengjing, et al. Deep prediction model of coal spontaneous combustion temperature based on multi-feature fusion[J]. China Mining Magazine, 2024, 33(2): 84-90.
- [26] 班鸿榆. 袁店二井煤自燃特性及采空区煤自燃预警技术研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2022.  
BAN Hongyu. Study on the characteristics of coal spontaneous combustion in Yuandian No. 2 Well and the warning technology of coal spontaneous combustion in goafa[D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2022.
- [27] 郑学召, 李梦涵, 张嫵妮, 等. 基于随机森林算法的煤自燃温度预测模型研究[J]. 工矿自动化, 2021, 47(5): 58-64.  
ZHENG Xuezhaohao, LI Menghan, ZHANG Yanni, et al. Research on the prediction model of coal spontaneous combustion temperature based on random forest algorithm[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(5): 58-64.

(上接第 110 页)

- [17] XIONG Guilong, GAO Zisheng, HONG Congjie, et al. Effect of the rolling friction coefficient on particles' deposition morphology on single fibre[J]. Computers and Geotechnics, 2020, 121. DOI: 10.1016/j.compgeo.2020.103450.
- [18] LI Zhengquan, ZHANG Pei, SUN Yongchang, et al. Discrete particle simulation of gas-solid flow in air-blowing seed metering device[J]. Computer Modeling in Engineering & Sciences, 2021, 127(3): 1119-1132.
- [19] ZHANG Shuangming, ZHOU Tuo, WU Haowen, et al. Experimental study on gas-solid flow and heat transfer characteristics in downer moving bed[J]. Asia-Pacific Journal of Chemical Engineering, 2023, 18(5). DOI: 10.1002/APJ.2944.
- [20] 龚晓燕, 樊江江, 刘壮壮, 等. 综掘面出风口及抽风口风流综合调控下粉尘场优化分析[J]. 煤炭学报, 2021, 46(增刊 2): 800-809.  
GONG Xiaoyan, FAN Jiangjiang, LIU Zhuangzhuang, et al. Optimization analysis of dust field under comprehensive control of air outlet and exhaust air flow in fully mechanized excavation face[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(S2): 800-809.
- [21] 龚晓燕, 赵少龙, 刘壮壮, 等. 掘进面风流监测及适应性智能调控系统研制[J]. 安全与环境学报, 2023, 23(2): 424-434.  
GONG Xiaoyan, ZHAO Shaolong, LIU Zhuangzhuang, et al. Development of airflow monitoring and adaptive intelligent control system for heading face[J]. Journal of Safety and Environment, 2023, 23(2): 424-434.