

中文引用格式:曹妍曦,马鸿雁,王顺. 基于FDS的商业建筑火灾温度场预测[J]. 中国安全科学学报, 2025, 35(8): 213–218.

英文引用格式:CAO Yanxi, MA Hongyan, WANG Shun. Fire temperature field prediction in commercial buildings based on FDS, 2025, 35(8): 213–218.

## 基于FDS的商业建筑火灾温度场预测\*

曹妍曦<sup>1</sup>, 马鸿雁<sup>\*\*1, 2, 3</sup>教授, 王顺<sup>1</sup>

(1 北京建筑大学 智能科学与技术学院, 北京 100044; 2 分布式储能安全大数据研究院, 北京 100044; 3 城市建筑超级智能技术北京市重点室, 北京 102616)

中图分类号: X932

文献标志码: A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.08.0125

基金项目: 北京建筑大学博士基金资助(ZF15054); 北京建筑大学2022年度“双塔计划”(GJZJ20220802); 北京建筑大学2024年度研究生创新项目(PG2024095)。

**【摘要】** 为解决现代商业建筑火灾环境复杂、温度场预测难的问题, 利用卷积神经网络(CNN)结合支持向量机(SVM)构建火灾温度场预测模型。先采用火灾动力学模拟(FDS)搭建商业建筑火灾模型, 获得温度测点接收的序列数据, 将温度、位置坐标和火灾持续时间作为输入参数建立数据集; 再引入霜冰优化算法(RIME)对CNN-SVM中的隐藏层节点数、正则化系数和学习率进行寻优, 建立预测模型, 并讨论模型在不同的传感器损坏率下的抗干扰能力。结果表明: 该模型在温度场平面预测上表现最优, 平均绝对百分比误差为5.6%, 最大相对温度误差不超过25%。在3种工况下抗干扰性能最佳, 极端条件下最大误差不超过15%。

**【关键词】** 商业建筑火灾; 温度场; 火灾动力学模拟(FDS); 卷积神经网络(CNN); 支持向量机(SVM)

## Fire temperature field prediction in commercial buildings based on FDS

CAO Yanxi<sup>1</sup>, MA Hongyan<sup>1, 2, 3</sup>, WANG Shun<sup>1</sup>

(1 School of Intelligence Science and Technology, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 10044, China; 2 Institute of Distributed Energy Storage Safety Big Data, Beijing 10044, China; 3 Beijing Key Laboratory of Super Intelligent Technology for Urban Architecture, Beijing 102616, China)

**Abstract:** To address the complexity of fire environment and the difficulty in predicting the temperature field in modern commercial buildings, a fire temperature field prediction model was constructed by combining CNN with SVM. Firstly, FDS was used to construct a commercial building fire model, and the sequence data received by the temperature measurement points were obtained. The temperature, position coordinates, and fire duration were used as input parameters to build the dataset. Secondly, the Rime Optimization Algorithm (RIME) was introduced to optimize the number of hidden layer nodes, regularization coefficient, and learning rate in the CNN-SVM, and then the prediction model was

\* 文章编号: 1003-3033(2025)08-0213-06; 收稿日期: 2025-04-08; 修稿日期: 2025-06-15

\*\* 通信作者: 马鸿雁(1971—), 女, 陕西绥德人, 博士, 教授, 主要从事电力电子与电力传动、储能技术、火灾应急疏散方面的研究。E-mail: mahongyan@bucea.edu.cn。

established. Finally, experiments were conducted based on the established dataset and prediction model, and the anti-interference ability of the model under different sensor failure rates was discussed. The results show that the model performs optimally in the prediction of the temperature field plane, with an average absolute percentage error of 5.6% and a maximum relative temperature error not exceeding 25%. The anti-interference performance is the best under three working conditions, and the maximum error does not exceed 15% under extreme conditions.

**Keywords:** commercial building fires; temperature field; fire dynamics simulator (FDS); convolutional neural networks (CNN); support vector machine (SVM)

0 引言

随着城市化进程的加速与现代建筑规模的扩大,商业建筑火灾安全问题日益突出<sup>[1]</sup>。火灾发生时,高温烟气往往会对逃生者造成不可逆的伤害<sup>[2]</sup>。因此,开展商业建筑火灾温度场预测研究具有重要的理论价值和工程意义<sup>[3-5]</sup>。

目前,火灾研究主要是基于传感器和图像的方法,实时检测烟雾和火焰等特征,在环境温度超过设定阈值时启动报警信号<sup>[6-10]</sup>。然而,商业建筑火灾温度场的形成受多种环境因素影响,传统模型难以描述实际火灾中复杂的非稳态行为;火灾温度场的数据获取受场景的限制,数据采集难度大。数值模拟技术的快速发展,使得火灾温度场的研究逐渐从传统方法向数据驱动方法转变<sup>[11]</sup>。JI Wei 等<sup>[12]</sup>利用长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM) 和迁移学习的方法预测火灾,识别火灾状态的准确率超过 95%,预测温度的准确率超过 90%。SUN Bin 等<sup>[13]</sup>提出了融合算法预测隧道火灾中的天花板温度。ZHANG Shuo 等<sup>[14]</sup>使用双向门控递归单元预测办公室温度,单步预测准确率达 94.28%,多步预测准确率达 91.58%。LIU Gang 等<sup>[15]</sup>使用火灾动力学模拟 (Fire Dynamics Simulator, FDS) 建立数据集,采用人工中性网络 (Artificial Neural Network, ANN) 和 LSTM 预测温度,ANN 百分比误差为 1.94%,LSTM 百分比误差为 1.03%。ZHANG Tianhang 等<sup>[16]</sup>提出一种新的人工智能数字消防框架,用于实时识别复杂的建筑火灾信息。上述研究主要从温度测点的时序数据入手,预测温度和火灾状态的准确率,没有考虑空间特征等信息,且局限于隧道,办公室等小范围场景。

鉴于此,笔者拟基于 FDS 构建火灾数据集,通过机器学习架构提取数据集的时空特征,并引入优

化算法对混合模型的超参数进行全局优化,以实时预测商业建筑火灾温度场。

1 火场数据库搭建

1.1 火场模型

某商场第 3 层建筑平面如图 1 所示,建筑长 75 m,宽 50 m,楼层高度 5.5 m,通风口大小为 1.5 m×2 m。Pyrosim 作为 FDS 的前处理软件,通过参数化建模生成火灾仿真所需的输入条件<sup>[17]</sup>生成三维商业建筑火灾模型。

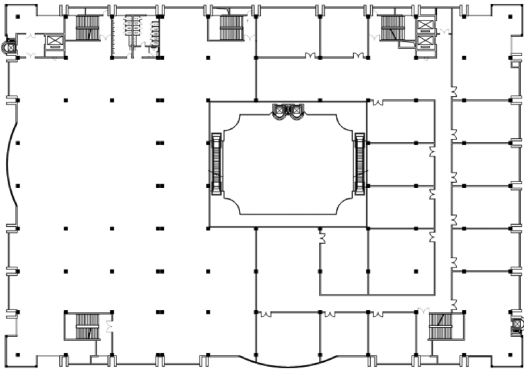


图 1 建筑平面图

Fig.1 Floor plan of the building

1.2 火场模拟

1) 网格尺寸。在 FDS 仿真过程中,网格划分精度会影响计算的效率和准确度。火源特征直径  $D^*$  和网格尺寸的比值在 4~16 之间模拟效果接近真实<sup>[18]</sup>。

$$D^* = \left( \frac{\dot{Q}}{\beta_\infty c_p T_\infty \sqrt{g}} \right)^{\frac{2}{5}} \tag{1}$$

式中:  $\dot{Q}$  为总释放速率, kW;  $\beta_\infty$  为环境空气密度, 1.204 kg/m<sup>3</sup>;  $c_p$  为环境空气比热容, 1.00 kJ/(kg·K);  $T_\infty$  为环境空气温度, 273.15 K;  $g$  为重力加速度, 9.81 m/s<sup>2</sup>。

选取网格尺寸 0.2、0.25、0.35 和 0.45 m 进行比较,结果如图 2 所示。可以看出,0.2 和 0.25 m 的曲线分布比较接近。考虑到计算精度和效率,选择网格划分尺寸为 0.25 m。

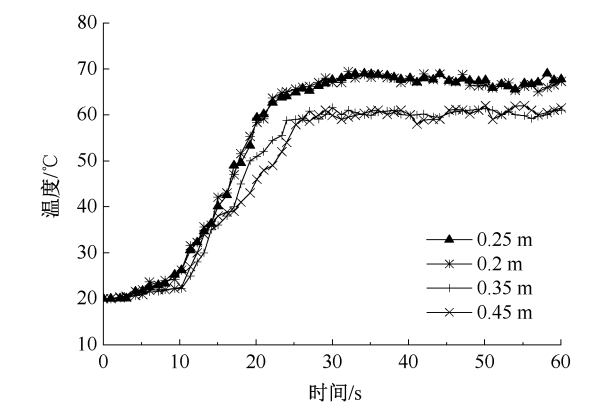


图 2 网格独立性测试结果  
Fig. 2 Grid independence test results

2) 数据收集。墙体、天花板和地板材料分别为混凝土、石膏和黄松。环境温度 20 ℃,相对湿度 40%,标准大气压;模拟时间 300 s,热释放速率为 3 MW。在天花板 50 m×75 m 的区域间距 5 m 均匀设置 160 个温度测量点。以左下传感器位置为原点坐标(0,0),横轴为 X、纵轴为 Y。火源中心点位于 (25,35) 处,火源大小 1 m×1 m。

1.3 火场数据集建立

传感器的位置(X、Y)和时间τ为输入参数,测点温度t为目标变量,在试验中测点采集的温度为真实值,输入模型预测结果为预测值。表 1 为部分训练样本,包括 150 个测点,240 个时间点,总计 36 000 个训练样本。

表 1 部分训练样本

| Table 1 Selected training samples |        |        |        |        |
|-----------------------------------|--------|--------|--------|--------|
| 序号                                | 坐标 X/m | 坐标 Y/m | 时间 τ/s | 温度 t/℃ |
| 1                                 | 20     | 15     | 96.02  | 23.82  |
| 2                                 | 30     | 40     | 184.23 | 125.56 |
| 3                                 | 15     | 15     | 50.13  | 20.61  |
| 4                                 | 55     | 35     | 247.23 | 28.6   |
| 5                                 | 25     | 30     | 112.24 | 56.87  |

2 温度场预测模型

2.1 CNN-SVM

将火场数据分为训练集和测试集,以卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,CNN)作为特征提取器,利用学习位置坐标、时间与温度间的非线性

映射关系,预测商业建筑火灾的温度场。

- 1) 输入预处理。将样本按训练时相同的方法清洗数据、调整步长,训练集和测试集比例为7:3。
- 2) 卷积特征提取。卷积层一和二分别用 16 个 3×1、32 个 3×1 卷积核,以步长为 1 进行同尺寸填充输出通道特征图;线性整流单元将负值归 0。
- 3) 全连接层转换。将卷积输出的多维特征图展平为一维特征向量,通过全连接层变换特征空间。
- 4) 支持向量机(Support Vector Machine,SVM)回归。将全连接层输出的特征向量输入预训练的 SVM,输出最终的预测结果<sup>[19]</sup>。

2.2 RIME

霜冰优化算法(Rime Optimization Algorithm,RIME)算法中雾凇粒子位置更新表达式为<sup>[20]</sup>:

$$R_{ij}^N = r_1 \cdot \cos\theta \cdot \beta \cdot \{h \cdot (Ub_{ij} - Lb_{ij}) + Lb_{ij}\} + R_{B,j}, r_2 < E$$

$$\theta = \pi n / 10K$$

$$\beta = 1 - \omega n / K$$

$$E = (n/K)^{1/2}$$

式中:  $R_{ij}^N$  为测点  $i$  在  $j$  时刻的预测温度值,算法通过更新粒子位置来优化温度预测值,最终输出最优预测结果;  $R_{B,j}$  为雾凇种群中最佳雾凇粒子的第  $j$  个粒子,即最优温度预测值;  $r_1$  和  $r_2$  为随机数,分别为 (-1,1) 和 (0,1);  $\theta$  为方向角;  $\beta$  为环境因素;  $h$  为黏附度,范围为 (0,1);  $Ub_{ij}$  和  $Lb_{ij}$  为逃逸空间的上下界;  $n$  为当前迭代次数;  $K$  为算法最大迭代次数;  $\omega$  为阶跃函数的段数。

3 模型预测结果及抗干扰性能分析

3.1 预测结果分析

表 2 为 SVM、极限学习机(Extremely Learning Machine,ELM)、CNN-SVM 和 RIME-CNN-SVM 模型的温度预测误差。可以看出,SVM 和 ELM 由于无法充分提取和利用数据特征,预测误差较大;结合 CNN 模块后能够较好地提取温度场数据的多层次特征;RIME-CNN-SVM 在处理噪声数据时能够有效抑制不相关信息的干扰,拟合度  $R^2$  为 0.95,平均绝对误差(Mean Absolute Error,MAE)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)分别为 2.67、4.73 和 5.6%。

3.2 模型单点预测结果分析

图 3 和图 4 分别为 300 s 内测点 (15,35) 和测

表 2 4 种不同模型温度预测的误差指标  
Table 2 Error indicators of temperature prediction of four different models

| 模型           | 误差评估指标 |      |       |        |
|--------------|--------|------|-------|--------|
|              | $R^2$  | MAE  | RMSE  | MAPE/% |
| RIME-CNN-SVM | 0.95   | 2.67 | 4.73  | 5.6    |
| CNN-SVM      | 0.83   | 4    | 9.14  | 8.2    |
| ELM          | 0.66   | 8.24 | 12.7  | 18.13  |
| SVM          | 0.64   | 8.43 | 13.07 | 20.05  |

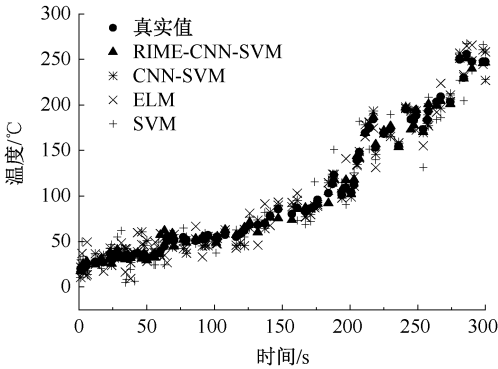


图 3 4 种不同模型在 (15, 35) 处温度真实值与预测值对比  
Fig.3 Comparison of true and predicted temperature values at (15, 35) of four different models

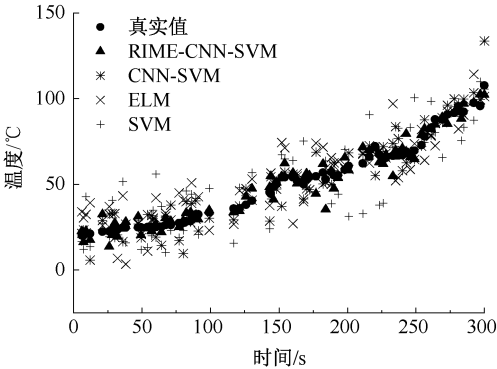


图 4 4 种不同模型在 (40, 40) 处温度真实值与预测值  
Fig.4 Comparison of true and predicted temperature values at (40, 40) of four different models

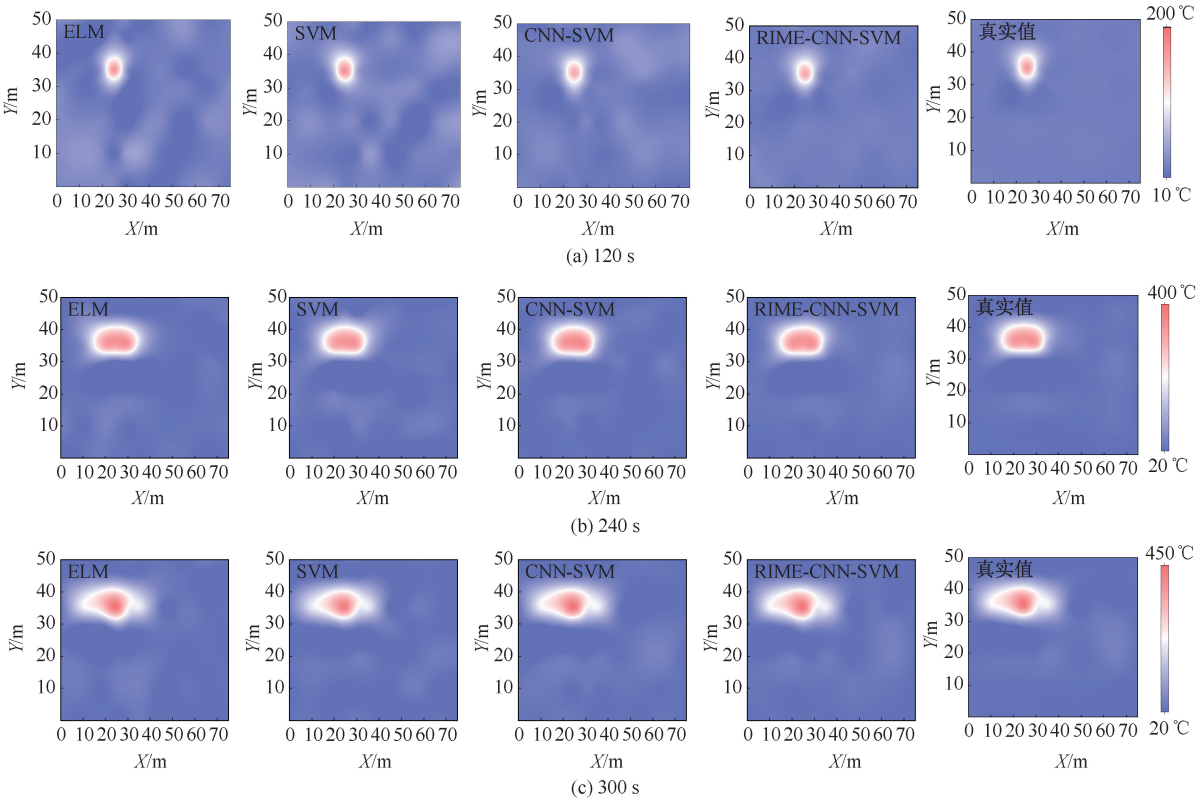


图 5 4 种模型在不同时刻温度场真实值与预测值对比

Fig.5 Comparison of true and predicted values of temperature fields of four models at different times

点(40,40)的温度真实值和预测值的对比。SVM 和 ELM 都能捕捉到温度上升的趋势,但预测值离散性较大;CNN-SVM 略优于前两者,但在温度急剧波动期间仍存在较大误差。RIME-CNN-SVM 的预测曲线与 2 个位置的 实际温度曲线都很接近。尤其是在靠近火源的位置(15,35)处,在 2 个测点的最大误差都在 15% 以内。



### 3.3 模型温度场预测结果分析

图 5 为 4 种模型在商业建筑火灾 120、240 和 300 s 的实际温度场和预测温度场对比。可以看出,在火灾初期,火势尚未完全蔓延,火源附近区域的温度迅速上升;随着燃烧的继续发展,高温烟雾逐渐从火源位置向外扩散,温度峰值上升至 350 °C;240 s 时,温度峰值达到 370 °C,在火源附近形成明显的高温区;300 s 时,整个空间的燃烧状态趋于稳定,模型的预测效果有所改善。总体来看,SVM 和 ELM 只能准确预测部分高温区,但预测精度随着时间推移有所下降;且 SVM、ELM 和 CNN-SVM 均存在多个高低温点异常。RIME-CNN-SVM 始终表现出较强的适应性和鲁棒性,模型可解释 95% 的温度分布变异,特别是对高温区域(>140 °C)的预测精度尤为突出。

### 3.4 模型抗干扰性能分析

抗干扰性能试验包括传感器远火端损坏、近火端损坏和随机损坏对模型预测结果的影响,图 6 为不同损坏率下 3 种工况的平均温度偏差。由于温度预测精度与传感器损坏的位置密切相关,所以近火源的数据变化剧烈,最大偏差达 50 °C,但误差仍在 15% 以内;远火源端温度上升平缓,目标传感器与周边传感器所在环境温度波动较小,模型可以通过其他传感器的数据进行较好的补偿;随机损坏一般不

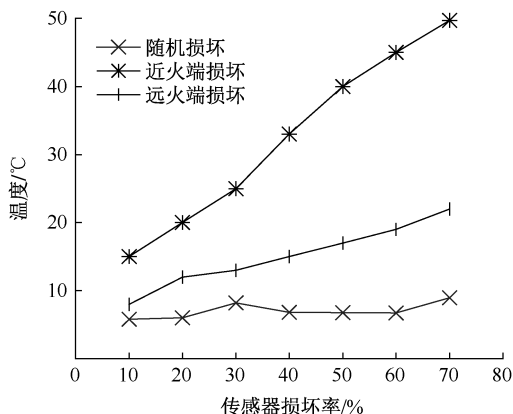


图 6 不同工况温度偏差随传感器损坏率的变化

Fig. 6 Variation of temperature deviation with sensor damage rate under different operating conditions

会形成大片数据缺失或异常区域的极端情况,温度偏差较小。

## 4 结 论

1) 商业建筑火场温度场预测结果表明:融合模型 RIME-SNN-SVM 在温度场预测上具有较高的准确率,拟合度为 0.95,MAE、RMSE、MAPE 分别为 2.67、4.73 和 5.6%。

2) RIME-CNN-SVM 具有较强的抗干扰能力。在传感器近火端损坏的极端条件下,依然能够保持较高的准确性和稳定性,温度偏差最大为 15%。

## 参 考 文 献

- [1] 吴楠,杨锐,张辉. 建筑火灾火源参数估计方法综述[J]. 灾害学, 2014, 29(3):162-167.  
WU Nan, YANG Rui, ZHANG Hui. A review of methods for estimating fire source parameters in building fires[J]. Disaster Science, 2014, 29(3):162-167.
- [2] 陈志昂. 商业综合体火灾灭火救援技术探索与思考[J]. 消防科学与技术, 2024, 43(6):872-876.  
CHEN Zhiang. Exploration and thinking on fire extinguishing and rescue technology of commercial complex fire[J]. Fire Science and Technology, 2024, 43(6):872-876.
- [3] GUO Xin, YANG Dong, JIANG Li, et al. Full-field temperature prediction in tunnel fires using limited monitored ceiling flow temperature data with transformer-based deep learning models[J]. Fire Safety Journal, 2024, 148; DOI: 10.1016/J.FIRESAF. 2024. 104232.
- [4] ZHANG Yanqi, WANG Junhui, WANG Yi, et al. Intelligent planning of fire evacuation routes in buildings based on improved adaptive ant colony algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2024, 194; DOI: 10.1016/J.CIE. 2024. 110335.
- [5] ÖZYURT O. Efficient detection of different fire scenarios or nuisance incidents using deep learning methods[J]. Journal of Building Engineering, 2024, 94; DOI: 10.1016/J.JOBE. 2024. 109898.
- [6] ZHU Hui, JI Jun, NIE Jingkai. Early fire evolution and alarm characteristics of cable fires in long and narrow spaces[J]. Fire Safety Journal, 2022, 131; DOI: 10.1016/J.FIRESAF. 2022. 103627.
- [7] GRAGNANIELLO D, GRECO A, SANSONE C, et al. Fire and smoke detection from videos: a literature review under a

novel taxonomy[J]. Expert Systems With Applications, 2024, 255: DOI: 10.1016/J.ESWA.2024.124783.

[8] HUANG Linda, LIU Gang, WANG Yan, et al. Fire detection in video surveillances using convolutional neural networks and wavelet transform[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 110: DOI: 10.1016/J.ENGAPPAI.2022.104737.

[9] 马庆禄, 孙巢, 唐小垚, 等. 基于改进 YOLOv5s 算法的隧道初期火灾检测模型[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(10): 214-223.

MA Qinglu, SUN Xiao, TANG Xiaoyao, et al. Tunnel initial fire detection model based on improved YOLOv5s algorithm[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(10): 214-223.

[10] 张术琳, 张亚楠, 田超, 等. 基于 CNN 的化工园区火灾火焰图像识别研究[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(1): 179-186.

ZHANG Shulin, ZHANG Ya'nan, TIAN Chao, et al. CNN-based image recognition of fire flame in chemical park[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(1): 179-186.

[11] LI Xiaojuan, WANG Chen, KASSEM M A, et al. Emergency evacuation of urban underground commercial street based on BIM approach[J]. Ain Shams Engineering Journal, 2024, 15(4): DOI: 10.1016/J.ASEJ.2024.102633.

[12] JI Wei, LI Guoqiang, ZHU Shaojun, et al. Machine learning-driven real-time identification of large-space building fires and forecast of temperature development[J]. Expert Systems With Applications, 2024, 255: DOI: 10.1016/J.ESWA.2024.124758.

[13] SUN Bin, GUO Tong. Gaussian model and multi-artificial fish swarm fusion algorithm for the utility tunnel fire source localization[J]. Thermal Science and Engineering Progress, 2024, 53: DOI: 10.1016/J.TSEP.2024.102739.

[14] ZHANG Shuo, GURUSAMY S, JAMES-CHAKRABORTY K, et al. Short-term office temperature forecasting through a data-driven approach integrated with bidirectional gated recurrent neural network[J]. Energy and Buildings, 2024, 314: DOI: 10.1016/J.ENBUILD.2024.114231.

[15] LIU Gang, MENG Hongrong, QU Guanhua, et al. Real-time monitoring and prediction method of commercial building fire temperature field based on distributed optical fiber sensor temperature measurement system[J]. Journal of Building Engineering, 2023, 70: DOI: 10.1016/J.JOBE.2023.106403.

[16] ZHANG Tianhang, WANG Zilong, ZENG Yanfu, et al. Building artificial-intelligence digital fire (AID-Fire) system: a real-scale demonstration[J]. Journal of Building Engineering, 2022, 62: DOI: 10.1016/J.JOBE.2022.105363.

[17] 郭震, 贾笑岩, 李富民, 等. 基于机器学习的建筑火灾蔓延快速预测[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(11): 117-125.

GUO Zhen, JIA Xiaoyan, LI Fumin, et al. Fast prediction for building fire spread based on machine learning[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(11): 117-125.

[18] 牛坤, 徐大军, 张晋, 等. 综合管廊电缆火灾的试验和数值模拟研究[J]. 工业安全与环保, 2024, 50(7): 1-5.

NIU Kun, XU Dajun, ZHANG Jin, et al. Experimental and numerical simulation study on cable fire in comprehensive pipe gallery[J]. Industrial Safety and Environmental Protection, 2024, 50(7): 1-5.

[19] SAMUI P. Support vector classifier analysis of slope[J]. Geomatics Natural Hazards & Risk, 2013, 4(1): DOI: 10.1080/19475705.2012.684725.

[20] SU Hang, ZHAO Dong, HEIDARI A A, et al. RIME: a physics-based optimization[J]. Neurocomputing, 2023, 532: 183-214.

作者简介：曹妍曦（2000—），女，四川内江人，硕士研究生，研究方向为建筑火灾温度预测和火源定位。E-mail: 2018550022004@stu.bucea.edu.cn。

