第32卷 第2期
2023年6月

火 灾 科 学
FIRE SAFETY SCIENCE

Vol. 32, No. 2
Jun. 2023

文章编号:1004-5309(2023)-0094-13
DOI:10.3969/j.issn.1004-5309.2023.02.04

基于支持向量机的综合管廊火灾纵向温度实时预测

陆梓萍,王 克,周晓冬,王 董,姜 楠,贾欣苗,杨立中*

(中国科学技术大学火灾科学国家重点实验室,合肥,230026)

摘要:城市地下综合管廊一旦发生火灾,会对城市造成很大的经济损失和社会影响。考虑到火灾的快速发展和综合管廊狭长受限的特殊空间结构,迫切需要一套准确、实时的火灾温度预测系统辅助消防救援人员制定决策和指导消防行动。建立了5种不同火源位置的地下综合管廊电缆火灾数值模型,结合支持向量机(SVM),根据火源位置、热释放速率、火灾发生时间以及待测点与火源之间的相对位置关系开发了一种数据驱动的温度实时预测模型,实现了地下管廊火灾场景内的纵向温度预测,提出了在火源附近数据结构的优化方案,提高了火源附近的预测准确度。该方法在预测性能和预测时间方面取得了优异的性能,展示了人工智能在火灾预测应用中的优越表现和发展前景。

关键词:综合管廊火灾;支持向量机(SVM);纵向温度;实时预测;智慧消防

中图分类号:X932 **文献标识码**:A

0 引言

随着经济飞跃式发展和城市化进程大规模推进,城市建设逐步从地上空间转为地下空间[1]。城市地下综合管廊是城市化进程和地下空间开发过程中的一种新型产物,其中敷设了电力、燃气、光缆、暖通等各种城市公共服务的管道。未来,各个城市将逐步推进综合管廊的建设,但综合管廊内的火灾风险研究仍处于起步阶段,工艺安全规范和风险预防技术还不成熟。管廊内容纳了各种火灾危险性较高的可燃物管道,如电力电缆、燃气管道等。综合管廊内采用集中敷设的布置方式对各种管线进行统一规划建设,任意一种管道发生危险都会对其他管道造成极大威胁。其中,电缆火灾是较为常见且危险性较大的。尽管电力电缆管道设置在综合管廊的单独隔间中,但由于潮湿的地下环境和巨大的电缆敷设量,动火作业、电路老化、短路、过载等都会导致火灾的发生。一旦发生火灾,火势会立即随着缆线蔓延扩大,导致城市内的电力瘫痪,带来极大的经济损失和社会影响[2,3]。

基于管廊独特的狭长受限空间结构,火场内部的温度、流场、烟气等都有独特的分布规律,对救援工作也提出了更高的要求。近年来研究人员逐渐对管廊火灾进行了针对性研究。杜长宝[4]、Ye等[5]开展了小尺寸与全尺寸的综合管廊火灾实验,提出了综合管廊内顶棚最高温度纵向衰减规律和二维预测方法。赵永昌等[6]通过小尺寸综合管廊模型和FDS (Fire Dynamics Simulator)研究了不同火源功率下的管廊火灾温度衰减规律,并验证了FDS在综合管廊火灾模拟中的可靠性。管廊内采用的电缆多

收稿日期:2022-11-17;**修改日期**:2023-03-27

基金项目:国家自然科学基金项目(52076202);安徽省自然科学基金项目(2008085ME153, 2208085UD13);安徽省重点研究与开发计划项目(2022m07020013);火灾科学国家重点实验室开放课题(HZ2021-KF06)

作者简介:陆梓萍(1997—),女,中国科学技术大学火灾科学国家重点实验室硕士研究生,研究方向为综合管廊火灾态势预测。

通讯作者:杨立中,研究员,E-mail:yanglz@ustc.edu.cn

带有阻燃材料,但前人研究证明,带有阻燃材料的电力电缆在实际火灾过程中并不能保证万无一失,仍有可能发生火灾。外层保护套和绝缘层的燃烧会直接影响火灾特性,燃烧时最高温度可达 932 ℃[7,8],验证了综合管廊电缆火灾研究的必要性[9]。An 等[10-12]通过缩尺寸管廊实验平台研究了不同电缆层高、电缆横向间距对于火焰特性和火场温度的影响,同时建立了"L"型、"T"型结构的管廊数值模拟模型,讨论了特殊管廊空间结构中电缆火灾温度及烟气的特殊变化规律。针对综合管廊火灾和电缆火灾,前人提出了很多温升预测模型,这些模型大多基于实验数据、数值模拟数据和理论推导[13,14],对管廊前期防火设计具有重要意义。但这些模型受限于实验条件,无法广泛应用到变化复杂的实际场景。此外,FDS 模型的模拟时间通常需要数小时、数天甚至数周[15],在实际火场中无法及时得到当前时刻所需要的火灾参数,无法在紧急情况下对救援工作发挥辅助作用。综合管廊电缆火灾发展迅速且态势复杂,迫切需要一套准确、及时和智能的火灾温度预测系统帮助外部消防救援人员对内部火势进行判断,从而制定合适的灭火策略。

近年来,随着机器学习和大数据研究的快速发展,一些学者提出了火灾态势预测和火灾风险评估的人工智能方法(AI)[16,17]。机器学习可以利用计算机模拟或学习给定数据集从而获取指定参数之间的耦合关系,在真实场景中利用预训练模型可在数秒内获得相关数据[18-20]。与传统的理论推导和实验研究分析相比,机器学习方法具有独特的优势。一方面,它们可以主动地从已有数据中学习其中隐藏的内在联系和特征。另一方面,模型一旦建立,就可以在实际场景中运用,实时获取相关火灾信息,为消防救援活动提供数据支撑。Wang 等[21]、舒舜等[22]利用不同的人工智能方法,分别通过烟雾和火焰图像预测火灾瞬时热释放速率。典型单室火灾场景内的温度场和速度场可由 TCNN 或 CoKriging 模型进行预测,且该模型可推广到多室火灾[23,24]。Wu 等[25,26]建立了一个含有隧道火灾大量实验数据和数千幅温度场图像的数据库,通过 LSTM 搭建了用于预测隧道火灾火源位置和温度场分布的多种模型;Li 等[27]基于 54 个地铁火灾 FDS 数值模型,建立了数据驱动的 CAERES-DNN 模型,实现了高精度的烟气扩散实时预测,其预测时间以秒为单位,表现出了极好的优越性。对于轰燃等特殊的火灾现象,研究人员[28,29]也提出了不同模型以预测其发生概率,这对救援过程中避免轰燃造成人员伤亡具有重大意义。最近,部分学者将人工智能方法运用到了综合管廊火灾中,基于传感器温度数据预测火源位置和顶棚温度[30-32],基于贝叶斯网络预测综合管廊中天然气的泄漏量和泄漏率[33]。上述模型的训练数据大多为图像,导致训练过程的计算量很大,且对计算机性能具有较高要求,不利于方法的普及和适用。另一方面,由于火源附近流场变化既快又复杂,人工智能模型训练过程中无法通过少量数据就学习到相关的火灾发展原理,大多数模型对火源附近温度、烟气等参数的预测能力较低。因此本文将对此进行改进优化。

本文将基于 FDS 模型得到的温度数据建立数据库,利用支持向量机建立数据驱动的综合管廊电缆火灾纵向温度预测模型,丰富人工智能在综合管廊火灾领域的预测研究。针对机器学习在火源附近预测性能偏弱的现象进行预测方法的改进优化,提出模拟过程中热电偶布置的优化方案,在维持时间成本相对较低的情况下,尽可能提高火源附近温度预测的准确率。本文提出的数据驱动型纵向温度预测模型对于消防救援工作具有重要意义,可以很好地解决管廊狭长结构中内部温度分布的获取难题。搭建完成后的模型可以为综合管廊火灾救援过程提供准确、及时的数据支持。

1　预测原理介绍

1.1　支持向量机介绍

支持向量机(SVM)是一种可用于数据分类和回归的监督型机器学习算法,其中嵌入了复杂的数学和统计学习方法,对训练样本可以表现出优秀的性能。与其他机器学习方法相比,如神经网络、logistic 回归方法等,SVM 在处理"过拟合"、"维数灾难"等难题上有强大的处理能力。

支持向量机往往利用核函数解决非线性问题,核函数的使用可以避免维数灾难。在训练过程中,非线性的数据将被映射到高维空间中,空间的维度直接影响到推导和计算的难度。采用径向基函数核可以很好地将数据映射到更高维的空间中,将很难处理的数据形式通过核函数转换成为计算机语言易处理的数据形式[34]。经过空间转换后,我们可以把低维空间的非线性问题转化为高维空间的线性问题。径向基函数核的表达式可用公式(1)表示:

$$K(x_1,x_2)=\mathrm{e}^{-\gamma\|x_1-x_2\|^2} \tag{1}$$

其中，x_1 和 x_2 表示数据点，$\|x_1-x_2\|$ 表示欧氏距离，γ 是用于控制径向基核宽度的参数。

除了核函数中涉及的参数 γ 外，惩罚系数 C 也是 SVM 训练过程中一个重要的参数。C 往往用于权衡“训练结果的正确率”和“决策函数的边际最大化”这两个目标，这两者在训练过程中是矛盾的，无法兼得。通过调整惩罚系数 C 可以尽可能找到两者之间的平衡点。当 C 趋于无穷大时，表示不允许出现预测误差，结果就是模型在训练集上有超高的准确程度，但对于“不曾见过”的数据，很难有较好的预测结果，这就是过拟合状态。反之，当 C 趋于 0 时，模型将不再关注样本的结果是否正确和预测误差，那么我们将无法得到达到训练预期的模型且算法不会收敛，也就是得到的模型欠拟合。

1.2 粒子群算法(PSO)介绍

在具体训练过程中，惩罚系数 C 和参数 γ 的搭配是 SVM 优化模型的重点。两者的取值范围分别为 $C>0$ 和 $\gamma>0$，其搭配有无数多种。为了找出较优的组合提升模型性能，本文通过粒子群算法(PSO)来对 SVM 模型的 C 和 γ 进行参数寻优。

PSO 算法是研究人员提出的一种自动仿生算法，模拟鸟类在觅食过程中进行鸟与鸟之间的信息传递和分享，对自己飞行速度和飞行位置的改变[35,36]。算法期望到达的最优状态就是所有鸟都找到自己的种群，我们将这个时刻定义为问题找到了最优解，即问题收敛[37]。在本文 SVM 模型训练过程中，利用 PSO 算法可以不断迭代、调整 C 和 γ 的取值，找到适合模型的 C 和 γ 的搭配组合。

2 数据集制作

火灾动力学模拟软件 FDS 可以模拟复杂多变的火灾场景，其模拟结果得到了普遍认可[38,39]。建立综合管廊电缆火灾预测模型需要大量综合管廊火灾参数数据，通过实体实验获取难度较大。本文通过 FDS 建立综合管廊电缆舱模型模拟综合管廊电缆舱着火时的火灾场景，获取相应火灾参数建立数据库。

2.1 FDS 模型设置介绍

本文以综合管廊的一个防火分区为研究对象建立模型，综合管廊模型净高为 3.2 m，断面宽为 2.8 m，长度为一个防火分区的长度 200 m。实验中，采用电缆作为可燃物，模拟综合管廊电缆舱着火情况。为了便于分析，定义管廊模型沿横向为 X 轴，沿纵向为 Y 轴，高度为 Z 轴，以左侧端墙的地面中心为原点。

(1)火源设定

电缆的热释放速率为 265 kW/m^2，考虑到数根电缆的堆积敷设，电缆火灾中的火源功率大致为 1 MW～3 MW[40]。取功率为 2 MW 的火源引燃电缆，模拟电缆舱中电缆着火后的火灾发展状态。火源放置在单侧电缆地面，面积为 0.4 m×0.4 m。

电缆火灾的起火原因多样，任一处的电缆都有起火的可能性，故电缆火灾的起火位置存在随机性。为研究不同火源位置对综合管廊电缆火灾纵向温度分布规律的影响，共设置五个火源位置对其进行模拟分析，考虑综合管廊几何结构的对称性，火源位置设置在综合管廊的一侧，分别为距离管廊左侧端墙 0 m、25 m、50 m、75 m 和 100 m，具体布置如图 1 所示。

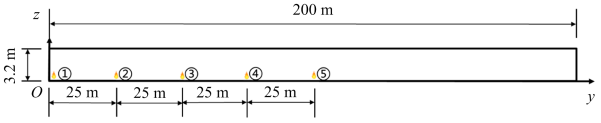


图 1 综合管廊数值模型火源布置示意图

Fig. 1 Fire source arrangement of utility tunnel numerical model

(2)燃烧物设定

管廊模型内设置电缆材料，将层状敷设的电缆简化为长方体，电缆材料设置为聚氯乙烯(PVC)材料，其热物性参数如表 1 所示。

表 1 电缆材料热物性参数表[35]

Table 1 Thermophysical parameters of cable materials[35]

材料	密度 kg/m^3	导热系数 W/(m·K)	比热容 kJ/(kg·K)	发射率
PVC	1 500.0	0.2	1.5	0.95

综合管廊电缆舱内入廊的管线一般为 220 kV 和 110 kV 电力电缆，不同电压等级的电缆不宜敷设于同一层支架上[41]。根据电缆敷设要求，本次模拟在管廊内部两侧共设计 7 层电缆，其侧视图如图 2 所示。

(3)测点布置

每一场景均布置热电偶进行温度测量，所有热电偶均设置在 $X=0$ m 的纵向截面上，高度为 $Z=$

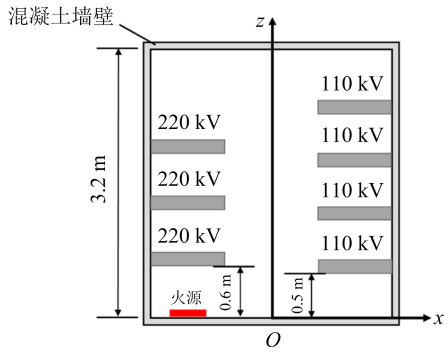


图 2　综合管廊电缆布置示意图

Fig. 2　Layout of cables in utility tunnel

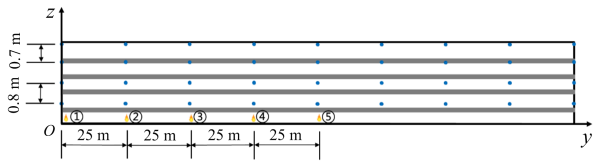


图 3　热电偶布置示意图

Fig. 3　Thermocouples setup

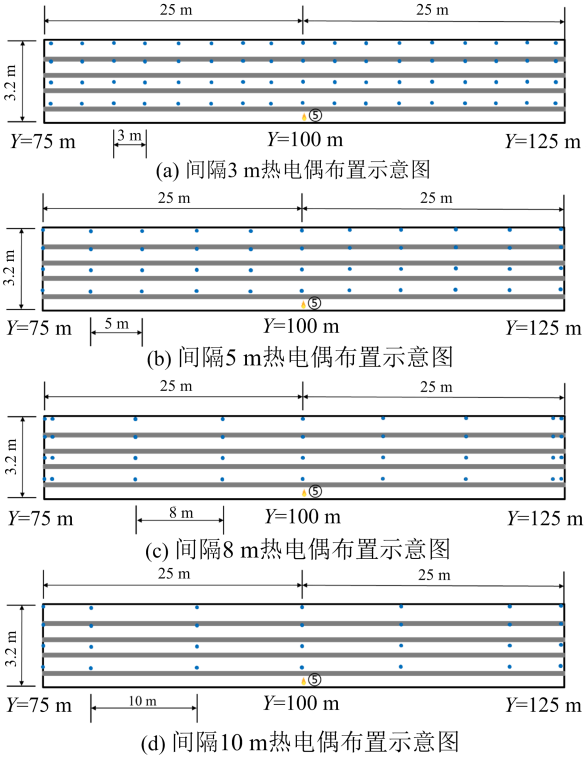


图 4　火源附近 50 m 内不同间隔距离的热电偶布置示意图

Fig. 4　Thermocouple arrangement with different intervals within 50 m near the fire source

0.8 m、1.6 m、2.4 m 和 3.1 m 四个高度,初始热电偶间隔 25 m 布置,共 9 个纵向位置,具体布置示意图如 3 所示。

考虑到火源附近流场的复杂性,间隔 25 m 的热电偶温度数据无法给予支持向量机足够的计算信息,因此,在火源上下游各 25 m 内加密热电偶布置。为了探究不同加密程度对温度预测的准确性,共设置了 4 种不同程度的加密方式,分别间隔 3 m、5 m、8 m、10 m 进行加密。图 4(a～d)展示了火源位于管廊正中间($Y=100$ m)时加密后的温度测点布置。

2.2　数据集制作

2.2.1　火灾特征参量的选取

火源参数、待测地点与火源之间的相对位置关系及火灾发展时间是获取火场某个地点或空间的温度范围的关键信息。火源在管廊结构中所处的位置直接影响火灾发生后火场温度、烟气等参数的分布情况,消防救援人员也会因此做出不同救援决策。热释放速率是影响火势发展的主要因素,电缆燃烧过程中,火焰会沿着电缆向两侧蔓延,其热释放速率也会不断变化,火场温度也因热释放速率的变化而有升降变化。火灾发展时间也间接反映了火灾状态的变化,与此同时,火灾发展时间是最容易获取的一个特征信息,根据火灾探测器报警时间即可获得。根据以上对火场温度影响因素的分析,本文以火源位置(L)、火灾发展时间(T)、热释放速率(HRR)、待测点与火源之间的纵向距离(Δy)和高度差(Δz)为五个不同的特征参量建立数据集。

2.2.2　数据集构建与预处理

数据集的构建主要通过匹配特征与标签、归一化、间隔取数和随机打乱四部分构成,数据预处理的主要流程如图 5 所示。

· 匹配特征与标签

通过五个不同火源位置的综合管廊数值模拟收集电缆舱火灾的温度数据,根据火源周围不同热电偶布置间距分别构建五个数据集进行模型训练和测试。将每个热电偶的位置(Δy 和 Δz)、火源位置、时间点、该时刻热释放速率与该时刻该点位置的温度数据相匹配。为预测电缆燃烧过程中综合管廊内温度分布规律,删去火势熄灭后的温度数据,其余数据形成原始数据集。

· 归一化

为避免不同特征数据绝对值差异过大对支持向

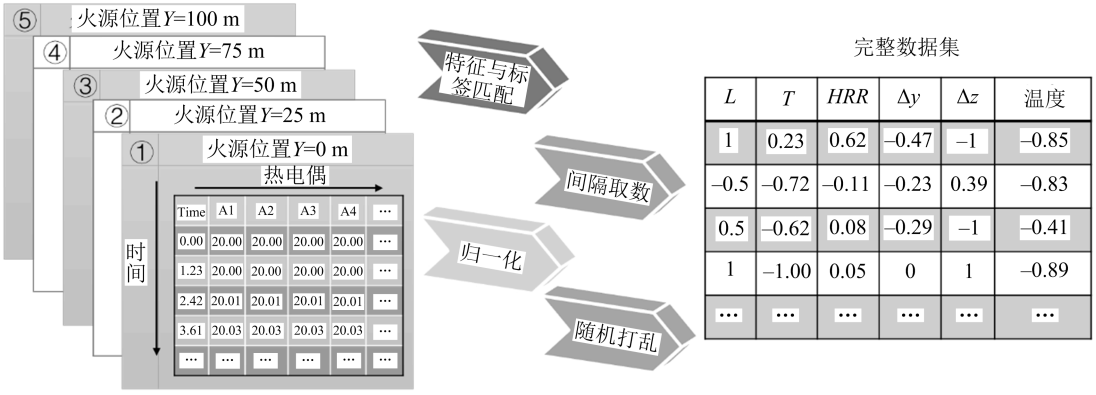


图 5 数据预处理流程图

Fig. 5 Data preprocessing

量机计算造成影响，通过式(2)对每一列数据进行归一化处理，数据按照极差(最大值-最小值)进行缩放，被收敛到[−1,1]区间内。

$$x_N = \frac{2x_I - x_{\max} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{2}$$

式中：x_N 为归一化后的数据；x_I 为归一化前的数据；$x_{\max}$ 为样本数据中的最大值；$x_{\min}$ 为样本数据中的最小值。

· 间隔取数

FDS 管廊模型在运行过程中每间隔约 1.2 s 记录一次热电偶的温度，间隔时间较短造成获得的数据量很大，会影响 SVM 的运行速度和预测性能。故在原始数据集的基础上每 7 个数取一个，以此达到缩减数据集规模的效果。

· 随机打乱

为了在模型训练过程中覆盖和涉及数据集中各个工况，更广泛地训练到各个热电偶的温度数据和更好地监测 SVM 的训练效果，将数据集中的样本以组为单位随机打乱(某一时刻对应的特征与标签为一组)，打乱过程中维持特征与标签之间的对应关系。接着，取其中 70%作为训练集，其中 30%作为测试集。训练集用于模型的训练与拟合，根据模型在训练集上的表现调整参数。测试集用于模型性能的衡量，将经过训练集训练后的最优模型在测试集上进行预测，利用模型在测试集上的预测效果对模型的泛化能力进行评估。

经过数据预处理后的最终数据集的部分数据如表 2 所示，表 3 展示了不同加密程度形成的最终数据集样本数量。

表 2 最终数据集中的部分数据

Table 2 Partial data in the final data set

L	*T*	*HRR*	Δ*y*	Δ*z*	标签
0.50	−0.16	0.56	−0.35	−1.00	0.50
0.00	−0.67	0.03	−0.67	−0.30	0.00
0.50	0.30	−0.21	−0.37	1.00	0.50
0.00	0.35	−0.14	0.50	0.39	0.00
−0.50	0.91	−1.00	−0.31	0.39	−0.50
0.00	−0.81	−0.14	−0.35	−0.30	0.00
0.50	−0.26	0.47	0.50	−1.00	0.50
−1.00	−0.35	0.73	0.50	1.00	−1.00
−0.50	0.53	−0.44	−0.37	−1.00	−0.50
−1.00	−0.95	0.44	−0.25	1.00	−1.00
0.50	−0.16	0.56	−0.35	−1.00	0.50
0.00	−0.67	0.03	−0.67	−0.30	0.00

表 3 不同加密程度数据集的样本数量

Table 3 Number of samples in different data sets

工况	热电偶数量(个)	样本数量(组)	训练集数量(组)	测试集数量(组)
不加密	36	6 804	4 763	2 041
3 m 加密	100	18 068	12 648	5 420
5 m 加密	68	12 436	8 705	3 731
8 m 加密	60	11 132	7 792	3 340
10 m 加密	52	9 620	6 734	2 886

3 模型训练

为便于描述，分别将这五种不同加密程度的模型定义为模型Ⅰ～Ⅴ。经过不断迭代，得到了不同

加密工况的惩罚系数 C 和参数 γ 取值如表 4 所示。在火灾科学与人工智能的交叉研究中,一些极端温度导致的误差无法避免,准确率达到 90%左右就能表明模型的优秀性能[42,43]。在这些参数组合下,每个工况的 R^2 均达到了 85%以上,且都接近于 90%。说明这些参数组合下模型性能良好,具体模型评价在第 4 节具体分析。

表 4　不同加密程度模型的惩罚系数 *C* 和参数 γ 取值

Table 4　*C* and γ of different models

模型	加密情况	γ	*C*	R^2
Ⅰ	不加密	37.77	13.82	0.88
Ⅱ	3 m 加密	30.00	19.01	0.93
Ⅲ	5 m 加密	40.83	19.66	0.89
Ⅳ	8 m 加密	25.00	0.53	0.91
Ⅴ	10 m 加密	14.16	17.60	0.87

4　实验结果分析

4.1　评价指标分析

在综合管廊温度预测过程中,往往需要追求较高的预测准确性,为救援人员和管理人员提供更准确的数据,有利于后期的指挥决策。一般来说,预测误差可以反映预测精度,误差分析可以较好地衡量预测模型的预测性能。经训练集训练后回归模型性能可以由平均绝对值误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和决定系数(R^2)这三个评价指标进行评估,表 5 展示了不同加密工况下模型的四种评价指标,其中 train 表示训练集的评价指标,test 表示测试集的评价指标。

(1)平均绝对值误差(MAE)

平均绝对值误差是由每一个样本的预测值和真实值之差的绝对值求和再取平均值得到的,平均绝对值误差能很好地反映预测误差的实际情况,可表示为:

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}|f_i-y_i| \tag{3}$$

表 5 中各个工况训练集的 MAE 值均 10 以下,而测试集的值均 21 以下,表示每个训练集和测试集工况的平均误差分别不超过 10 ℃和 21 ℃,相比于 200 ℃～300 ℃的燃烧温度,这两个误差数值是可以接受的,说明这 5 个模型在整体上都有较好的温度预测表现。

表 5　不同加密程度模型的评价指标

Table 5　Evaluation index of different models

模型	MAE (train)	MAE (test)	RMSE (train)	RMSE (test)	R^2 (train)	R^2 (test)
Ⅰ	2.92	13.37	3.05	29.87	0.99	0.88
Ⅱ	8.69	15.67	21.42	31.07	0.96	0.93
Ⅲ	6.44	20.74	17.79	37.11	0.97	0.89
Ⅳ	9.13	13.52	26.35	30.65	0.94	0.91
Ⅴ	8.28	16.58	23.70	33.28	0.94	0.87

(2)均方根误差(RMSE)

均方根误差可以衡量预测值与真实值之间的偏差,反应误差的离散程度,对数据集中明显偏大的误差非常敏感,可表示为:

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}|f_i-y_i|^2} \tag{4}$$

表 5 中各个工况训练集和测试集的 RMSE 值都较为接近,没有明显偏大的数据,说明这 5 个模型的温度预测误差较为接近,没有极大的预测误差出现,体现了模型稳定的预测性能。

(3)决定系数(R^2)

决定系数 R^2 用于评估回归模型中预测值和真实值的符合程度,R^2 为 0～1 之间的值,R^2 越接近于 1,说明模型效果越好。其公式如下:

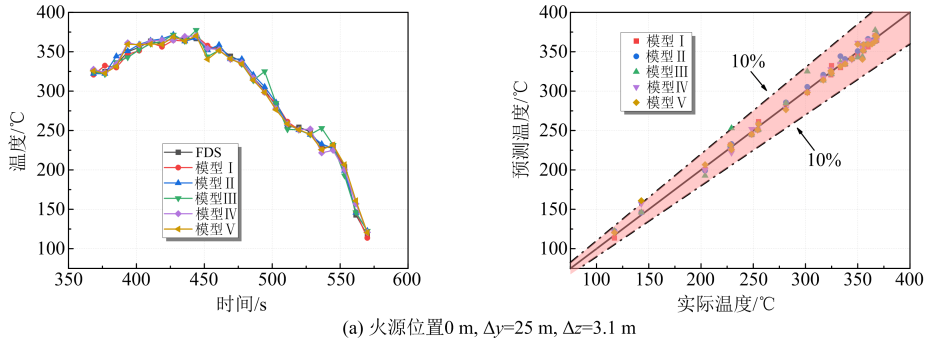
$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{m}(f_i-y_i)^2}{\sum_{i=1}^{m}(\overline{y_i}-y_i)^2} \tag{5}$$

由表 5 可知,最终模型在训练集上的 R^2 均达到了 90%以上,测试集上的 R^2 也都在 90%左右,说明模型有较高的预测准确性。每个模型测试集与训练集的 R^2 相近,意味着不会导致过度拟合的问题。测试集上的数据与训练集完全不同,经训练集训练优化后的模型在“未见过”的测试数据上的表现可以体现该模型预测性能。

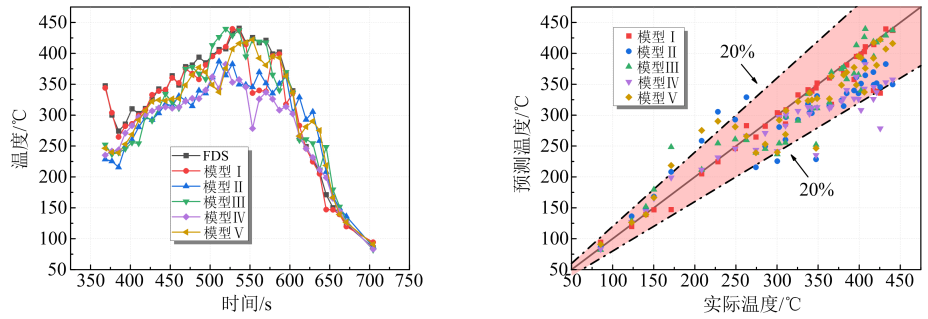
由平均绝对值误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和决定系数(R^2)这三个评价指标评估可知,这五个模型都达到了较高的泛化能力。

4.2　个别测点分析

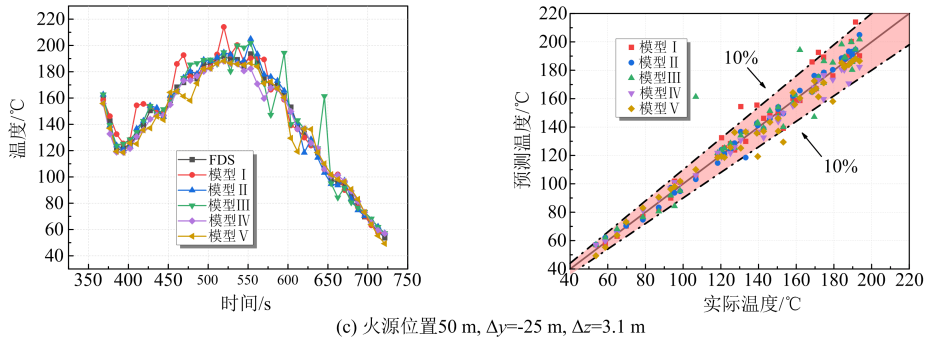
图 6(a～e) 展示了 5 个模型的预测温度与 FDS 模拟温度的对比结果,为了更全面地展示模型的预测效果,图 6(a)～图 6(e)为 5 种火源位置工况下不



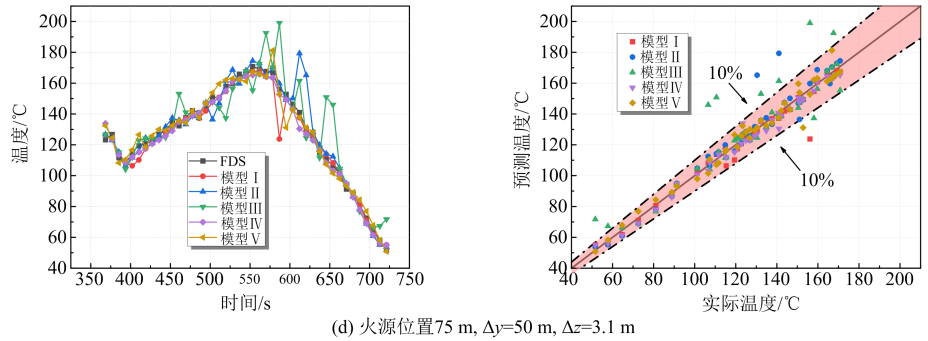
(a) 火源位置0 m, Δy=25 m, Δz=3.1 m



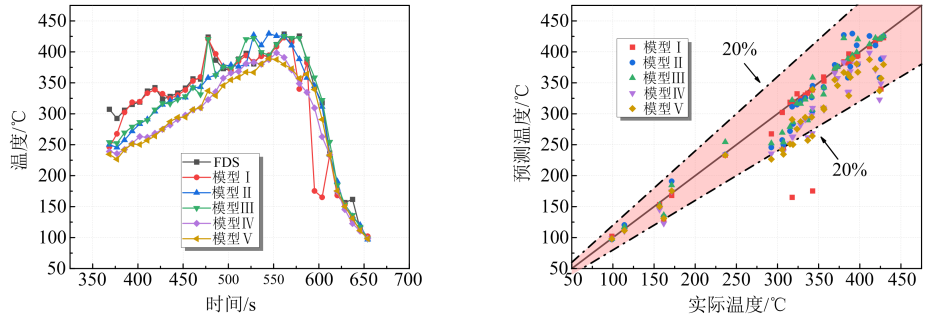
(b) 火源位置25 m, Δy=0 m, Δz=2.4 m



(c) 火源位置50 m, Δy=-25 m, Δz=3.1 m



(d) 火源位置75 m, Δy=50 m, Δz=3.1 m



(e) 火源位置100 m, Δy=0 m, Δz=3.1 m

图 6 不同加密程度模型热电偶预测温度与 FDS 模拟温度的对比图

Fig. 6 Comparison of data between thermocouple prediction and FDS simulation of different models

同位置处测点的温度预测结果,左侧为该处热电偶在电缆燃烧过程中的温度变化过程,右侧为每个时刻预测温度与实际温度的对比。从整体看来,由SVM模型预测得到的温度与FDS模拟得到的温度发展趋势大致相同,包括火势的增长和衰退过程,能给消防决策提供初步的数据支持。虽然对于每个点的温度预测都存在一定的误差,但除极个别时间点外,这五种不同模型的总体误差均不超过20%。这些较大误差可能由FDS模拟结果偏差、火势发展变化迅速和SVM模型内部训练过程等原因造成,这是无法避免的,但对整个温度变化趋势的预测没有影响。图6(a)、图6(c)和图6(d)的误差能控制在10%以内,表现出了SVM模型对综合管廊火灾温度优秀的预测能力。

图7展示了火源位置位于管廊中间,时间为418 s时纵向截面顶部测点的温度预测结果。不同模型对火源纵向距离超过25 m的测点温度预测结果几乎一致,在火源上下游25 m内各种模型的预测结果出现了较大区别。火源附近25 m内,模型Ⅳ和模型Ⅴ表现相似,但与FDS模拟得到的温度相差较大。虽然模型Ⅰ在火源上方的温度预测较为准确,但是单一的点无法表现火源周围复杂的温度情况,所以对火源附近进行热电偶加密布置是必要的。从各个模型的预测表现来看,模型Ⅱ和模型Ⅲ的预测性能更加准确和全面。

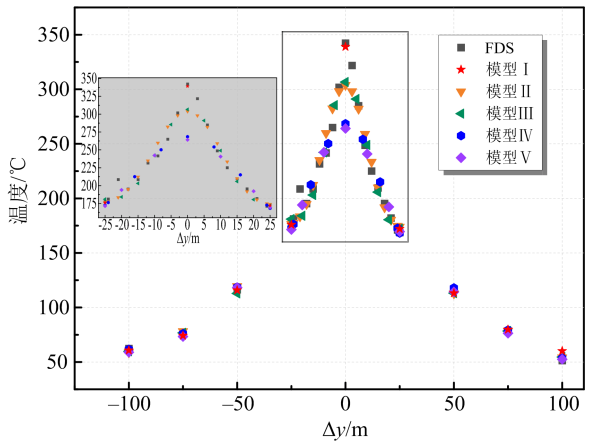


图7　不同加密程度模型纵向截面顶部温度预测对比

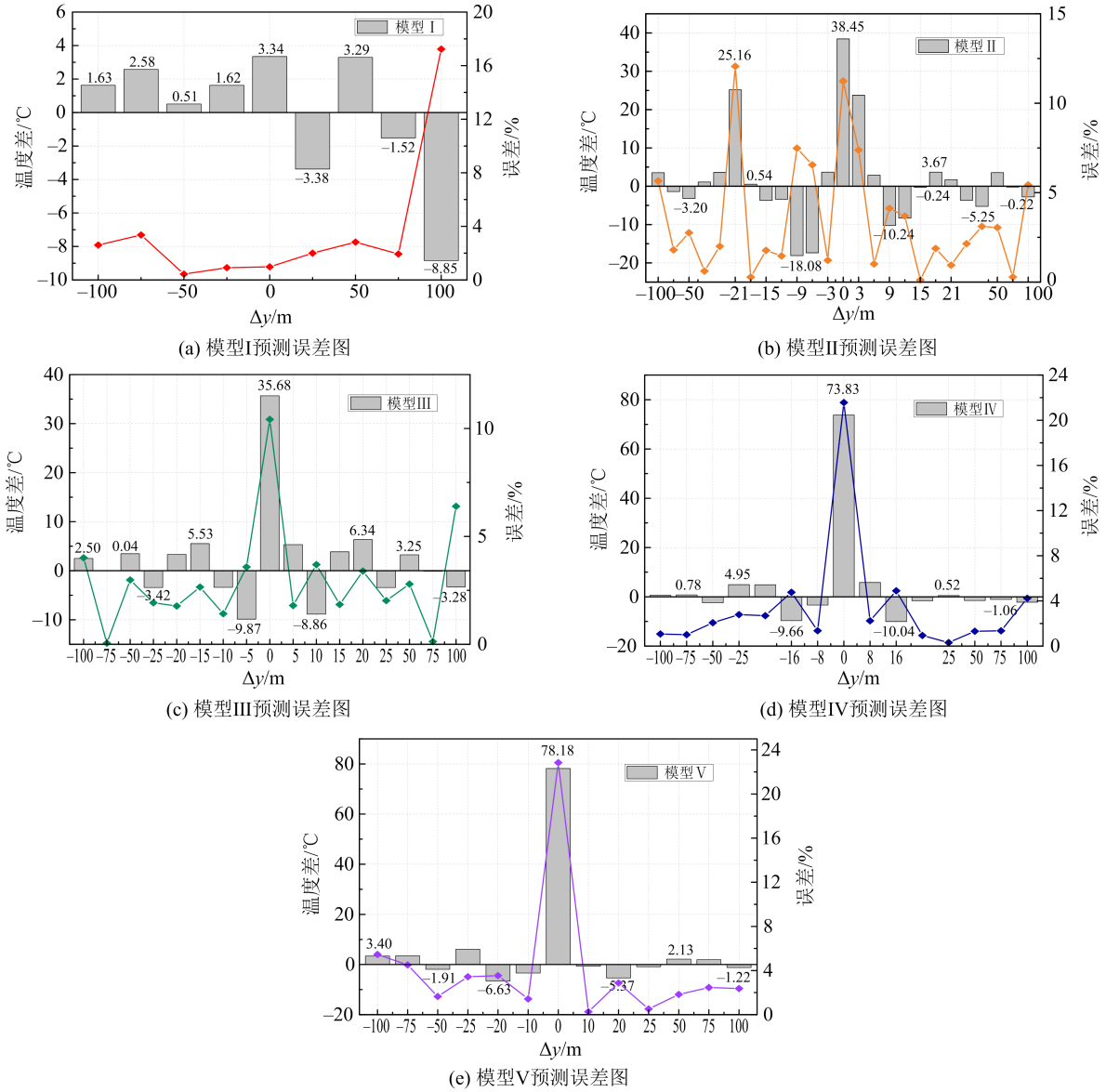
Fig. 7　Comparison of longitudinal temperature prediction of different models

图8(a～e)展示了同一时刻各个模型的预测误差,柱状图表示预测温度绝对误差值,折线图表示误差百分比。横轴表示测点与火源的纵向间距,上游用负值表示,下游用正值表示。除了模型Ⅰ外,其余模型在距离火源25 m外的温度预测相对误差均小于7%,符合工程实际应用要求,基本不会对火场温度判断造成影响。火源附近流场受火羽流影响变化复杂,火源上方的预测温度误差较大。模型Ⅳ和模型Ⅴ预测得到的温度绝对误差值在75 ℃左右,相对误差达到了约22%。相比而言,模型Ⅱ和模型Ⅲ在火源附近表现更好,相对误差在10%左右,且模型Ⅲ除火源正上方外,其余点的温度误差均小于10 ℃,保持在6%以内,有较好的稳定性。综合考虑五种模型的预测结果,模型Ⅲ预测结果相对最为准确。

图9(a～e)分别表示5种模型温度预测结果,每幅图都展示了$t=540$ s时5个不同火源位置在纵向截面高度$z=2.4$ m处的温度预测情况。图9中,实心符号表示FDS模拟得到的温度,空心符号表示SVM模型预测得到的温度。图9(a)中,模型Ⅰ虽然在该时刻温度预测准确,但是火源附近温度场复杂且对救援决策判断影响重大,仅通过火源正上方和距离25 m处的温度无法提供更多有效信息。因此,增加火源附近的温度数据是非常有必要的。从图9(b～e)中可以看出,模型对火源远端的温度场预测准确度较高,反之近端的预测效果较差。模型仅依靠数据集中数据之间的内在联系学习训练,无法学习到火灾发展过程中的内在物理化学机理,因此在火源近端流场复杂的区域预测误差相对较大。相比于模型Ⅲ和模型Ⅴ,模型Ⅱ和模型Ⅳ在火源附近的预测误差较大。模型Ⅳ和模型Ⅴ在火源位于管廊端部时的预测能力相对较低,这可能是热烟气遇到端墙后的回流现象对温度分布产生影响,模型训练时需要数据库提供更多相关数据支撑训练优化。总体来说,在火源附近间隔5 m增设热电偶来增加训练集中火源附近数据比例的方案,即模型Ⅲ,是最优的。模型Ⅲ不仅能详细地表现火源附近复杂的温度情况,又能尽可能降低SVM模型在火源附近的预测误差。

4.3　运行时间

对于火灾温度实时预测而言,模型的响应速度也是一个重要的指标。训练集和测试集的规模大小和数据复杂度会直接影响模型的响应时间。因此,本节通过模型在每一组样本上的运行时间来评价不同模型的预测速度。表6为各个模型分别在训练集和测试集上的样本平均运行时间。模型的前期训练



(a) 模型I预测误差图

(b) 模型II预测误差图

(c) 模型III预测误差图

(d) 模型IV预测误差图

(e) 模型V预测误差图

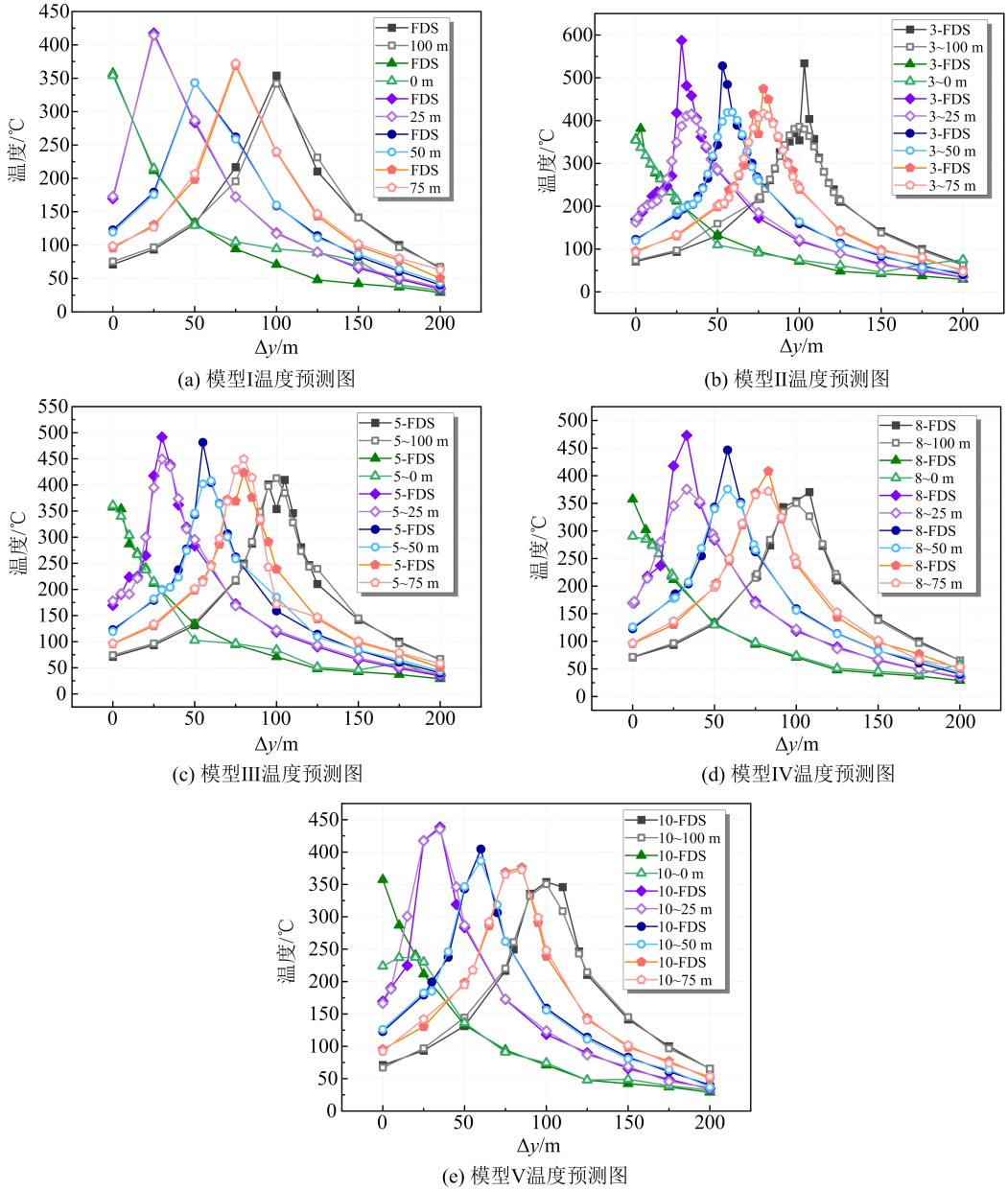
图 8 不同加密程度模型纵向截面顶部温度预测误差

Fig. 8 Longitudinal temperature prediction error of different models

与建立能够在数小时内完成，且模型一旦确立，即可在实际应用中用于温度实时预测。模型的训练时间虽相差较大，但是建立模型的主要意义在于工程应用，相比于前期的训练时间，测试时间更为重要。由表 6 可知，单个样本温度的预测时间基本控制在 0.002 s 以内，接近于 0，这表明所有模型都能做到快速响应、实时预测。模型Ⅲ的单个样本测试时间最短，分别比模型Ⅰ、模型Ⅱ、模型Ⅳ和模型Ⅴ快 43.96%、41.12%、11.45%和 41.41%。模型的响应时间不是单一受到数据集规模大小的影响，数据集的规模还会影响到数据之间的内在联系，对模型性能产生间接影响。相对而言，模型Ⅲ测试集响应时间上表现出了较大优势。

5 结论

本文使用支持向量机方法实现了综合管廊电缆火灾时空温度的实时预测，通过 5 个不同火源位置的综合管廊电缆火灾数值模拟场景，获取电缆燃烧阶段的热释放速率和温度，建立了包含火源位置、热释放速率、火灾发展时间、热电偶与火源的空间位置关系以及温度的数据库。结合支持向量机学习前四个特征与标签温度之间的内在联系，实现了数秒内对综合管廊电缆火灾温度的实时预测。主要结论如下：



(a) 模型I温度预测图　(b) 模型II温度预测图

(c) 模型III温度预测图　(d) 模型IV温度预测图

(e) 模型V温度预测图

图 9　同一时刻,不同加密程度模型在不同火源位置的温度预测

Fig. 9　Temperature prediction of different models with different fire sources at the same time

表 6　不同加密程度模型的训练与测试时间

Table 6　Training and testing time of different models

模型	训练集数量(组)	训练总时间(h)	训练单个样本时间(s)	测试集数量(组)	测试总时间(s)	测试单个样本时间(s)
Ⅰ	4 763	1.89	1.43	2 041	4.22	2.07×10^{-3}
Ⅱ	12 648	10.52	3.00	5 420	10.68	1.97×10^{-3}
Ⅲ	8 705	6.46	2.67	3 731	4.31	1.16×10^{-3}
Ⅳ	7 792	4.45	2.06	3 340	4.39	1.31×10^{-3}
Ⅴ	6 734	4.40	2.35	2 886	5.72	1.98×10^{-3}

(1)PSO-SVR 模型对综合管廊电缆火灾温度有较高的预测性能。预测准确率约为 90%,样本误差基本控制在 10%以内。

(2)由于机器学习模型很难仅通过简单的温度数据学习到火灾发展过程中内部复杂的动力学规律,总体而言,模型对火源远端的温度场预测准确度较高,而对火源近场的温度预测能力相对偏弱。

(3)对于机器学习模型在火源近场温度预测准确度较低的现象,本文在火源上下游 25 m 内对热电偶的布置数量进行不同间隔的增设。综合考虑模型预测性能和运行时间,发现火源附近热电偶加密间隔为 5 m 的布置方式为最优。

参考文献

[1] Xie H P, Zhang Y H, Chen Y Y, Peng Q, Liao Z Y, Zhu J B. A case study of development and utilization of urban underground space in Shenzhen and the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2021, 107: 103651.

[2] Piccinini N, Tommasini R, Pons E. Large N. G. explosion and fire involving several buried utility network [J]. Process Safety and Environmental Protection, 2009, 87(2): 73-80.

[3] Zhang S H, Ma H T, Huang X M, Peng S N. Numerical simulation on methane-hydrogen explosion in gas compartment in utility tunnel[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2020, 140: 100-110.

[4] 杜长宝. 地下综合管廊电缆火灾温度场分布及烟气流动特性分析[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2017.

[5] Ye K, Zhou X, Zheng Y, Liu H, Tang X, Cao B, Huang Y, Chen Y, Yang L. Estimating the longitudinal maximum gas temperature attenuation of ceiling jet flows generated by strong fire plumes in an urban utility tunnel[J]. International Journal of Thermal Sciences, 2019, 142: 434-448.

[6] 赵永昌, 朱国庆, 高云骥. 城市地下综合管廊火灾烟气温度场研究[J]. 消防科学与技术, 2017, 36(1): 37-40.

[7] Carmody J, Sterling R. Underground space design [M]. New York: Van Nostrand Reinhold, 1993.

[8] Canto-Perello J, Curiel-Esparza J. Risks and potential hazards in utility tunnels for urban areas[J]. Proceedings of the Institution of Civil Engineers: Municipal Engineer, 2003, 156(1): 51-56.

[9] Ko J. Study on the fire risk prediction assessment due to deterioration contact of combustible cables in underground common utility tunnels[J]. Journal of the Society of Disaster Information, 2015, 11(1): 135-147.

[10] An W G, Wang T, Liang K, Tang Y H, Wang Z. Effects of interlayer distance and cable spacing on flame characteristics and fire hazard of multilayer cables in utility tunnel[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2020, 22: 100784.

[11] An W G, Tang Y H, Liang K, Cai M L, Wang T, Wang Z. Study on temperature distribution and CO diffusion induced by cable fire in L-shaped utility tunnel [J]. Sustainable Cities and Society, 2020, 62: 102407.

[12] Liang K, Hao X F, An W G, Tang Y H, Cong Y Z. Study on cable fire spread and smoke temperature distribution in T-shaped utility tunnel[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2019, 14: 100433.

[13] Zheng Y, Zhou X D, Chen Y Q, Cao B, Huang Y B, Ye K, Yang L Z. A study on the temperature distribution based on the smoke thermal boundary layer below ceiling in the locomotive[J]. Applied Thermal Engineering, 2017, 127: 776-788.

[14] Ye K, Tang X, Zheng Y, Ju X Y, Peng Y, Liu H, Wang D, Cao B, Yang L Z. Estimating the two-dimensional thermal environment generated by strong fire plumes in an urban utility tunnel[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2021, 148: 737-750.

[15] Yu W B, Zhao F Y, Yang W M, Xu H P. Integrated analysis of CFD simulation data with K-means clustering algorithm for soot formation under varied combustion conditions[J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 153: 299-305.

[16] Lu Z P, Wang D, Jiang N, Cao B, Yang L Z, Zhang Y Y, Zhai C J. Experimental study on instantaneous plume characteristics based on flame 3D reconstruction [C]//Proceedings of the IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2022.

[17] Zhang X N, Wu X Q, Park Y, Zhang T H, Huang X Y, Xiao F, Asif U. Perspectives of big experimental database and artificial intelligence in tunnel fire research [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2021, 108: 103691.

[18] Oh S, Ki H. Deep learning model for predicting hard-

ness distribution in laser heat treatment of AISI H13 tool steel[J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 153: 583-595.

[19] Wang K, Shi X P, Goh A P X, Qian S Z. A machine learning based study on pedestrian movement dynamics under emergency evacuation[J]. Fire Safety Journal, 2019, 106: 163-176.

[20] Kim J S, Kim D Y, Kim Y T. Experiment on radial inflow turbines and performance prediction using deep neural network for the organic rankine cycle[J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 149: 633-643.

[21] Wang Z L, Zhang T H, Wu X Q, Huang X Y. Predicting transient building fire based on external smoke images and deep learning[J]. Journal of Building Engineering, 2022, 47: 103823.

[22] 舒舜, 张羽杨, 陆梓萍, 王董, 姜楠, 杨立中. 基于机器学习的热释放速率实时预测方法[J]. 火灾科学, 2022, 31(1): 8-14.

[23] Hodges J L, Lattimer B Y, Luxbacher K D. Compartment fire predictions using transpose convolutional neural networks[J]. Fire Safety Journal, 2019, 108: 102854.

[24] Shen D, Jiang Y, Zhu X L, Li M J. Temperature predictions of a single-room fire based on the CoKriging model[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2021, 51(1): 75-86.

[25] Wu X Q, Zhang X N, Huang X Y, Xiao F, Usmani A. A real-time forecast of tunnel fire based on numerical database and artificial intelligence[J]. Building Simulation, 2022, 15(4): 511-524.

[26] Wu X Q, Park Y, Li A, Huang X Y, Xiao F, Usmani A. Smart detection of fire source in tunnel based on the numerical database and artificial intelligence[J]. Fire Technology, 2021, 57(2): 657-682.

[27] Li M J, Jiang Y, Wu Z, Fan R J. Real-time prediction of smoke spread affected by multiple factors in subway tunnel using CAERES-DNN model[J]. Fire Technology, 2021, 57(4): 2025-2059.

[28] Wang J, Tam W C, Jia Y W, Peacock R, Reneke P, Fu E Y, Cleary T. P-Flash - A machine learning-based model for flashover prediction using recovered temperature data[J]. Fire Safety Journal, 2021, 122: 103341.

[29] Zhang T H, Wang Z L, Wong H Y, Tam W C, Huang X Y, Xiao F. Real-time forecast of compartment fire and flashover based on deep learning[J]. Fire Safety Journal, 2022, 130: 103579.

[30] Sun B, Hu Z B, Liu X J, Xu Z D, Xu D J. A physical model-free ant colony optimization network algorithm and full scale experimental investigation on ceiling temperature distribution in the utility tunnel fire[J]. International Journal of Thermal Sciences, 2022, 174: 107436.

[31] Sun B, Liu X J, Xu Z D, Xu D J. Temperature data-driven fire source estimation algorithm of the underground pipe gallery[J]. International Journal of Thermal Sciences, 2022, 171: 107247.

[32] Liu X J, Sun B, Xu Z D, Liu X Y. An adaptive Particle Swarm Optimization algorithm for fire source identification of the utility tunnel fire[J]. Fire Safety Journal, 2021, 126: 103486.

[33] Wang F Y, Zhou X Y, Huang J, Wang H D, Kikumoto H, Deng C Y. Natural gas leakage estimation in underground utility tunnels using Bayesian inference based on flow fields with gas jet disturbance[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2022, 165: 532-544.

[34] Harrington P. 机器学习实战[M]. 李锐, 李鹏, 曲亚东, 王斌, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2013.

[35] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of the ICNN 95-International Conference on Neural Networks, University of Western Australia, Perth, Australia, 1995.

[36] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995.

[37] 刘靖宇. 基于支持向量机的工业物联网入侵检测研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2021.

[38] Mi H F, Liu Y L, Jiao Z R, Wang W H, Wang Q S. A numerical study on the optimization of ventilation mode during emergency of cable fire in utility tunnel [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2020, 100:103403.

[39] 王明年, 田源, 于丽, 闫自海, 金威. 城市综合管廊电缆火灾数值模拟及影响因素分析[J]. 中国安全生产科学技术, 2018, 14(11): 52-57.

[40] 孙瑞雪. 城市地下综合管廊灭火系统的实验与数值模拟研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2018.

[41] GB 50217-2007, 电力工程电缆设计规范[S]. 北京: 中国计划出版社, 2008.

[42] Su L C, Wu X Q, Zhang X N, Huang X Y. Smart performance-based design for building fire safety: Predic-

tion of smoke motion via AI[J]. Journal of Building Engineering, 2021, 43: 102529.
[43] Kou L Y, Wang X Z, Guo X J, Zhu J W, Zhang H. Deep learning based inverse model for building fire source location and intensity estimation[J]. Fire Safety Journal, 2021, 121: 103310.

Real-time longitudinal temperature prediction of utility tunnel fires based on support vector machine

LU Ziping, WANG Ke, ZHOU Xiaodong, WANG Dong,
JIANG Nan, JIA Xinmiao, YANG Lizhong
(State Key Laboratory of Fire Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China)

Abstract: Underground utility tunnel fires cause huge economic losses and damage to the city. Given the rapid fire development and unique confined spatial structure of utility tunnels, an accurate and real-time fire temperature prediction system is needed for firefighting making decisions and guiding fire operations. In this study, numerical simulation models of utility tunnel cable fires with five fire locations were established, and a database containing the location of the fire source, heat release rate, fire duration, temperature, as well as the spatial relationship between thermocouples and fire sources was set up. Combined with support vector machine (SVM), a data-driven real-time temperature prediction model was proposed, which realized the temperature forecast in utility tunnel fire scenarios. Moreover, this paper proposed a method to improve the dataset structure around fire sources of artificial intelligence. The method has excellent performance in prediction accuracy and time cost, showing great potential in smart firefighting application of underground utility tunnel.

Keywords: Utility tunnel fires; Support Vector Machine (SVM); Longitudinal temperature; Real-time forecast; Smart firefighting