

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20240411003

基于CO浓度分布的桥梁电缆通道着火点位置辨识*

董林杰, 张任飞, 王军飞, 王兴松, 田梦倩

(东南大学机械工程学院, 江苏南京 211189)

摘要: 桥梁高压电缆通道火灾具有蔓延迅速且扑灭困难的特点, 极易造成巨大的经济损失并对巡检人员的安全造成威胁, 早期发现火灾位置对救援工作至关重要, 因此研究桥梁箱梁高压电缆通道火灾初期的着火点位置智能辨识和预测问题具有重要意义。通过PyroSim分析软件建立了桥梁箱梁电缆通道火灾初期烟气蔓延的仿真模型, 得到了CO气体扩散规律; 设计并训练了用于数据分层和各层着火点位置辨识的人工神经网络(ANN)模型, 基于仿真数据进行了着火点位置辨识实验; 设计了着火点辨识系统并在模拟电缆通道中进行了现场测试。研究结果表明: (1) 在基于仿真数据的着火点位置辨识实验中, 本研究建立的着火点位置辨识ANN模型, 在50 m电缆通道中针对单层电缆阴燃位置辨识的最大误差为0.98 m, 最小误差为-0.32 m; 针对三层电缆阴燃位置辨识的最大误差为1.53 m, 最小误差为-1.26 m。(2) 在着火点辨识系统现场测试实验中, 着火点辨识的最大误差为0.68 m, 最小误差为-0.27 m, 该精度能够满足桥梁箱梁高压电缆通道火灾初期的着火点位置智能辨识和预测的需求。研究结果有望在实际应用中提高桥梁箱梁电缆通道火灾预警的准确性和及时性。

关键词: 高压电缆通道; CO浓度分布; 人工神经网络(ANN); 着火点辨识; PyroSim仿真; 火灾预防

中图分类号: TM7; S776.29⁺2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2025)01-0119-09

Identification of Ignition Point in Bridge Cable Ducts Based on CO Concentration Distribution

DONG Linjie, ZHANG Renfei, WANG Junfei, WANG Xingsong, TIAN Mengqian
(School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China)

Abstract: Fires in high-voltage cable ducts on bridges are characterized by rapid spread and difficulty in extinguishing, which can lead to significant economic losses and pose threats to the safety of inspection personnel. Early identification of the fire's location is crucial for effective rescue operations. Therefore, researching the intelligent identification and prediction of ignition points in the early stages of fires in bridge cable ducts is of great importance. A simulation model for the early spread of smoke in bridge box girder cable ducts was established using PyroSim analysis software, yielding the CO diffusion characteristics. An artificial neural network (ANN) model was designed and trained for data stratification and ignition point identification at each layer. Experiments on ignition point identification were conducted based on simulation data, and an ignition point identification system was designed and test-

* 收稿日期: 2024-04-11; 修回日期: 2024-05-23

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFF0500900)资助

作者简介: 董林杰(1994—), 男, 博士研究生。主要从事机器人和电力设备防灾减灾研究。E-mail: 230228047@seu.edu.cn

通信作者: 王兴松(1965—), 男, 教授, 博导, 博士。主要从事外骨骼和特种巡检机器人研究。E-mail: xswang@seu.edu.cn

ed on-site in a simulated cable duct. The results showed that: (1) In the ignition point identification experiments based on simulation data, the ANN model exhibited a maximum error of 0.98 meters and a minimum error of -0.32 meters for identifying the ignition point in a 50-meter, single-layer cable duct. For the smoldering ignition point in a three-layer cable duct, the maximum error was 1.53 meters and the minimum error was -1.26 meters. (2) In the on-site testing of the ignition point identification system, the maximum error was 0.68 meters, and the minimum error was -0.27 meters. This level of precision meets the requirements for intelligent identification and prediction of ignition points in the early stages of fires in bridge box girder high-voltage cable ducts. The findings hold potential for improving the accuracy and timeliness of fire alarm systems in practical applications for bridge box girder cable ducts.

Keywords: high-voltage cable duct; CO concentration distribution; artificial neural network (ANN); ignition point identification; PyroSim simulation; fire prevention

0 引言

高压电缆是电力传输的主要方式,当电缆需要跨海跨河铺设时,可以利用交通桥梁进行敷设。这种方法可以突破由于海缆截面较小而导致的输送容量限制。同时,随桥敷设的电缆可以采用常规电缆,具有很高的经济性^[1]。其中,通过桥梁箱梁内部铺设高压传输电缆是常见的一种敷设方式^[1-2]。电缆具有易燃性。一旦损伤或老化,很可能引发火灾并快速蔓延。电缆通道狭窄,救援难度大,同时存在触电风险^[3-5]。更严重的是,火灾往往会导致电力系统的瘫痪。火灾过后,建筑结构可能存在安全隐患^[6]。如果能在火灾初期发现电缆故障位置,就能够及时做出处理,最大程度降低火灾风险和损失^[7-9]。因此,现代电力交通共用桥在建设初期就会考虑高压电缆通道的火灾预防和预警机制。

电缆通道内火灾初期会产生一些气体,如CO、HCl等,通道内的温度分布也会发生变化^[10-11]。如果能获得气体浓度或温度在电缆通道早期火灾的分布规律,就可以通过这些规律反向快速推测出电缆出现问题的位置。桥梁箱梁电缆通道与电缆沟道和隧道结构类似,目前已有部分学者对电缆沟道和隧道内火灾展开了模拟实验研究,A. Kashef等^[12]研究了缩尺寸隧道中火灾导致的顶棚温度衰减和烟气扩散规律,推导出了预测温度分布和烟气扩散的公式;L. Gong等^[13]建立了一种考虑热辐射、空气夹带和热对流的隧道烟气一维水平扩散热平衡方程;L. H. Hu等^[14]和R. L. Alpert^[15]提出了电缆沟道

火灾内顶棚温升最大值和火源热释放速率的 $2/3$ 次方成正比,与火源距离顶棚高度的 $5/3$ 次方成反比的关系;段玉兵等^[16]以变电站高压电缆沟道为模型测量了模拟火灾中沟道内温度的分布变化,并以此为依据进行着火点位置辨识;赵永昌等^[17]研究了火灾条件下地下综合管廊内的烟气温度衰减规律以及烟气蔓延规律;彭玉辉^[18]研究了火灾条件下烟气在电缆所在空间的迁移蔓延规律;王方舜^[19],郝冠宇^[20]通过CFD模拟管廊内火灾期间电缆在不同工况下的热释放速率、管廊内温度和烟气扩散及一氧化碳浓度分布等情况。

现有研究主要集中在电缆通道火灾顶棚烟气蔓延特征参数方面。有些研究将电缆通道内火灾温度与着火点位置联系起来,但很少有文献将电缆通道火灾烟气浓度的早期分布与着火点位置联系起来。在电缆通道火灾初期,电缆处于阴燃阶段,还未产生大规模蔓延。研究电缆通道内火灾早期温度和烟气浓度分布等与着火点位置的关系对准确发现着火点位置、及时采取应对措施具有重要的研究意义。

由于温度分布会受四季温差变化影响,很难在不同季节通过温度分布精准判断着火点位置。CO作为电缆火灾中常见气体,对空气中CO浓度变化影响较大且便于检测。因此,本文选用CO气体浓度分布作为着火点位置辨识依据,提出了一种基于人工神经网络的电缆着火点位置辨识方法,并设计了相关系统。通过分层预测和位置辨识确定电缆通道内的着火点位置,为电缆通道火灾预防提供参考方法。

1 电缆通道火灾初期仿真模拟

1.1 仿真环境建模

桥梁箱梁高压电缆通道的结构形式类似于电缆沟道和电缆隧道,如图1所示。使用PyroSim分析软件建立了基于有限元模拟的桥梁箱梁高压电缆通道火灾蔓延仿真模型^[21],并划分了数值模拟网格^[22]。设定电缆通道为35 kV高压电缆通道,并模拟设置了烟气含量切片设备。如图2所示,电缆通道仿真模型的尺寸为长100 m,宽1.6 m,高1 m。

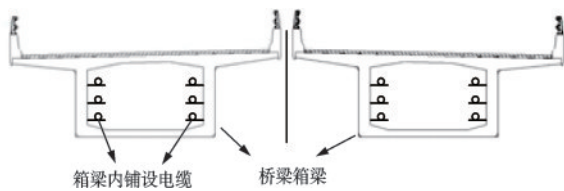


图1 桥梁箱梁高压电缆通道
Fig.1 Bridge box girder high-voltage cable duct

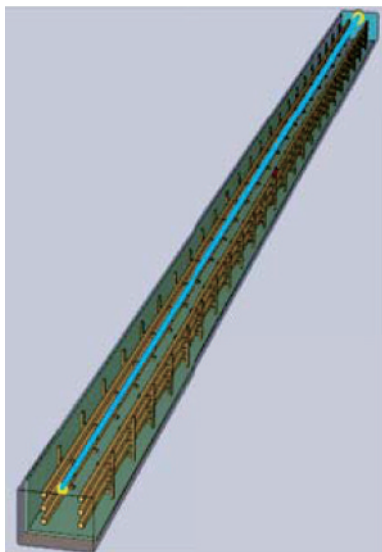


图2 仿真模型结构示意图
Fig.2 Structural diagram of simulation model

仿真环境中电缆通道侧壁、顶壁设置为混凝土结构,通道内铺设三层聚氯乙烯电缆,其碳化分解温度为200~300℃,分解会产生HCl、H₂O和CO等物质。电缆半径为0.05 m,由钢支架支撑,支架间距为4 m。三层电缆敷设的隧道,底层电缆距地面距离为0.16 m,层与层间距为0.29 m,最顶层电缆距顶壁为0.17 m。在电缆通道顶部距离地面0.85 m处的中线上(图2中电缆沟道顶部中间线条位置),

每隔10 m放置CO浓度传感器,具体布置方式如图3所示。

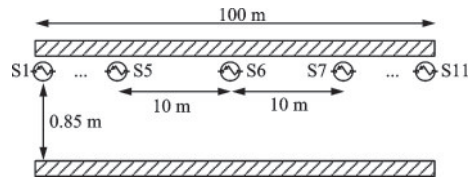
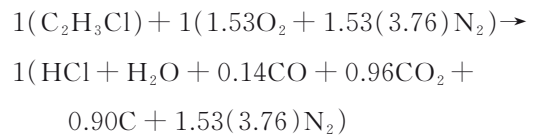


图3 电缆通道内CO传感器安装示意
Fig.3 Schematic of CO sensor installation in cable duct

1.2 火灾初期CO浓度分布仿真分析

聚氯乙烯电缆外层的主要成分为C₂H₃Cl,在电缆通道内发生火灾初期,电缆外层处于阴燃状态,其简化化学反应方程如下:



空气中CO含量较低,阴燃产生的CO气体对空气中CO浓度影响较大且易于检测。为了研究电缆通道内火灾初期CO的分布规律,在电缆上方设置阴燃面来模拟电缆燃烧释放的热量和气体,燃烧位置分别设置于第一层(最底层)、第二层和第三层电缆的中间位置(即S6号CO浓度传感器正下方),燃烧面积设定为0.1 m²,火源功率为128 kw/m²。由于电缆通道是对称分布的,每层模拟阴燃时连续采集S6到S11号传感器CO浓度随时间变化的数值,获得的各层CO浓度随时间变化的分布关系如图4所示。

任何一层电缆发生阴燃时,电缆通道内不同位置CO浓度随时间分布规律相似。随着阴燃时间的增加,CO浓度从0迅速升高到一定浓度,然后缓慢增加;不同层电缆发生阴燃时,电缆通道内CO浓度迅速上升的值不同。在同一位置,第一层电缆发生阴燃时,CO浓度迅速上升值最小;第二层和第三层发生阴燃时,CO浓度迅速上升值接近。此外,不同层电缆发生阴燃时CO在电缆通道内的扩散速度也不同。第一层发生阴燃时CO扩散最快,第二层与第三层发生阴燃时CO扩散速度接近。

因此,如果能获得电缆通道内某层电缆发生阴燃时,通道内某处CO浓度达到特定浓度时,CO扩散的距离与时间的关系,则该关系可用于预测电缆通道内电缆发生阴燃的位置。

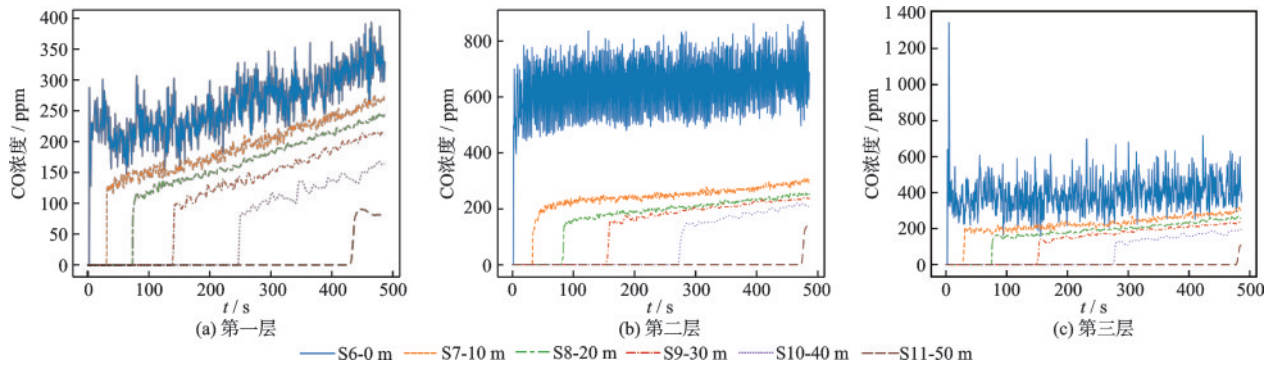


图4 第一至第三层电缆模拟燃烧时CO浓度分布

2 基于ANN的着火点位置辨识方法

电缆通道内CO的扩散受到许多因素的影响,因此很难直接通过定式函数描述其扩散时间和位置之间的关系。人工神经网络(ANN)具有强大的环境适应性、学习能力、容错能力和并行处理能力,可模拟人脑的思维活动,特别适用于处理无法用传统函数表达式描述的输入和输出关系^[23-24]。在处理复杂问题时,ANN通过学习、训练和仿真能够自动发现输入和输出之间的内在联系,从而实现智能化的数据处理^[25-26]。ANN通常由多个神经元组成,包括输入层、隐藏层(可多层)、输出层。每个神经元与前一层的神经元相连,具有可调节的权重,使得ANN能够适应不同问题的特性,并自动调整权重以达到更好的预测效果^[27-28]。本文利用ANN模型预测CO随时间的扩散关系,ANN具有强大的学习能力和适应性,能有效捕捉CO扩散过程中的复杂关系,实现着火点位置的辨识和预测。

2.1 实验数据获取

为了避免通道开口对仿真结果的影响,同时使训练的ANN模型更加贴近现实。在仿真环境中,采用通道的中间50 m一段来模拟通道早期火灾阴燃阶段CO扩散的实验数据。

如图5所示,在通道中间段间隔25 m共安装3个CO浓度传感器。在C1和C3之间沿电缆方向在每层电缆每隔0.1 m选取一个阴燃点依次进行模拟着火实验,并记录C1、C2和C3检测到CO浓度为30 ppm时的时间,实验数据采集方案详见表1。

现实场景中CO浓度检测系统无法获得CO达到某个浓度时电缆已经发生阴燃的时间,只能记录

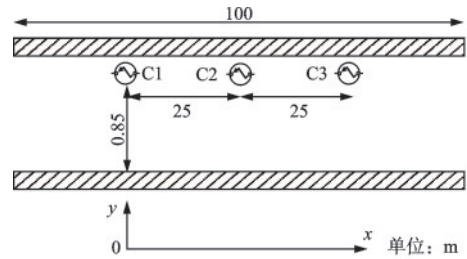


图5 着火点辨识仿真实验CO传感器安装示意
Fig.5 Schematic of CO sensor installation in simulation experiment for ignition point identification

表1 实验数据采集方案

Table 1 Experimental data collection plan

层数	实验次数	模拟阴燃点间隔/m	采集参数
第一层	500	0.1	阴燃点位置以及CO浓度达到30 ppm时C1、C2和C3的当前时间
第二层	500	0.1	
第三层	500	0.1	t_{C1} 、 t_{C2} 和 t_{C3}

当前时间。因此,在获得上述数据后,为了获得可用于ANN模型的输入数据,对其处理得到 $t_1 = t_{C1} - t_{C2}$ 和 $t_2 = t_{C3} - t_{C2}$,将它们作为模型的输入。

2.2 数据分层ANN模型

根据第1.2节的仿真分析,电缆通道内同一位置不同层电缆发生阴燃时,CO扩散速度存在差异。因此,仅依靠单个ANN模型来预测电缆通道内的着火点位置是不准确的。在预测着火点位置之前,应先根据 t_1 和 t_2 的特征判断哪一层电缆发生阴燃。

首先搭建双隐藏层ANN模型,作为 t_1 、 t_2 分层网络。如图6所示,网络输入层包括2个节点,分别对应一次实验中的 t_1 和 t_2 。隐藏层包括两层,每层有15个节点。输出层有3个节点,表示该组 t_1 和 t_2

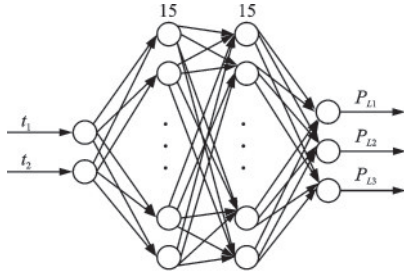


图6 着火点分层预测模型

Fig.6 Ignition point stratified prediction model

对应为第一层电缆、第二层电缆和第三层电缆的概率,记概率最大的那层为该组 t_1, t_2 的预测分层。可得着火点分层预测模型的计算数学模型如下:

输入层到第一隐藏层的计算:

$$h_1 = \sigma(\omega_1 x + b_1) \quad (1)$$

第一个隐藏层到第二个隐藏层的计算:

$$h_2 = \sigma(\omega_2 h_1 + b_2) \quad (2)$$

第二个隐藏层到输出层的计算:

$$y = \sigma(\omega_3 h_2 + b_3) \quad (3)$$

以上各式中, $\sigma(\cdot)$ 表示激活函数; x 表示输入向量 (t_1, t_2) ; $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 分别表示输入层到第一个隐藏层, 第一个隐藏层到第二个隐藏层, 第二个隐藏层到输出层的权重矩阵, ω_1 的维度为 15×2 , ω_2 的维度为 15×15 , ω_3 的维度为 3×15 ; b_1, b_2, b_3 分别表示第一个隐藏层, 第二个隐藏层和输出层的偏置向量, b_1, b_2 维度均为 15, b_3 维度为 3; h_1, h_2 分别表示第一个和第二个隐藏层的激活值; y 表示输出向量 (P_{L1}, P_{L2}, P_{L3}) 。

激活函数采用 ReLU 函数, 其表达式为:

$$\text{ReLU}(z) = \max(0, z) \quad (4)$$

式中, z 是输入神经元的加权总和; $\text{ReLU}(z)$ 是激活函数 $\max(0, z)$ 的输出, 是输入值 z 和 0 之间的较大值。

优化器采用 Adam 优化器, 它能够自适应地调整每个参数的学习率, 从而提高模型的收敛速度和泛化能力, 其主要公式如下:

$$m_t = \beta_1 * m_{t-1} + (1 - \beta_1) * g_t \quad (5)$$

$$v_t = \beta_2 * v_{t-1} + (1 - \beta_2) * g_t^2 \quad (6)$$

$$\hat{m}_t = m_t / (1 - \beta_1^t) \quad (7)$$

$$\hat{v}_t = v_t / (1 - \beta_2^t) \quad (8)$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta * \hat{m}_t / (\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon) \quad (9)$$

式中, g_t 是参数的梯度; β_1 和 β_2 是两个指数加权平均值的衰减系数; \hat{m}_t 和 \hat{v}_t 是梯度的偏差纠正后的移动平均值; θ_{t+1} 是更新后的参数; η 是学习率; ϵ 是一个很小的

常数, 用于避免除以零。损失计算采用交叉熵损失函数 CrossEntropyLoss, 学习率 η 设置为 0.01。

将每一层的 80% 实验数据用于 ANN 训练, 训练完成后将剩余的 20% 数据用于模型验证, 以验证分层模型的准确性。测试结果如图 7 所示。

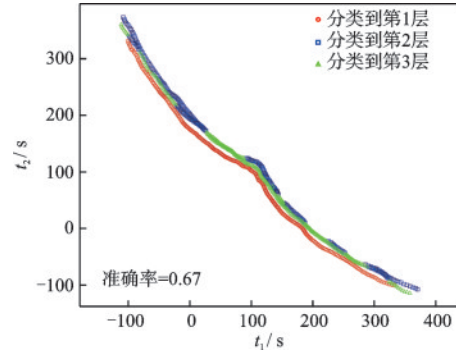


图7 着火点分层预测效果

Fig.7 Ignition point stratified prediction results

尽管分类准确率仅约为 67%, 从图中可以看出, 第一层数据基本上能够完全分层。然而, 第二层和第三层数据存在较高的重叠度(与第 1.2 节中的 CO 扩散仿真结果相符), 这导致它们的分层效果并不理想。不过, 对于两端和中间差异较大的数据, 却能够被完全分类。此外, 由于第二层和第三层的阴燃 CO 扩散规律相似度较高, 对于重叠度较高的数据, 无论是通过第二层还是第三层的预测网络进行着火点预测, 都不会产生很大的误差。

2.3 着火点位置辨识 ANN 模型

在对 t_1 和 t_2 进行分层处理后, 需要将它们再次输入到针对该层的着火点位置辨识 ANN 模型中, 以进行着火点位置的预测。每层着火点位置预测模型均采用三隐藏层 ANN 模型。以第一层电缆着火点位置辨识模型为例, 网络结构包括五层。输入层有 2 个节点, 分别输入对应于实验中的 t_1 和 t_2 。隐藏层包括三层, 每层有 20 个节点。输出层有 1 个节点, 表示该组 t_1 和 t_2 对应的电缆阴燃位置, 其数学模型与火点分层预测模型类似, 在此不再赘述。激活函数采用 ReLU 函数, 优化函数为 Adam 函数, 损失计算采用均方差损失函数 MSELoss, 学习率设定为 0.01。

将第一层 80% 的实验数据用于训练 ANN 模型, 训练完成后, 使用剩余的 20% 数据进行测试以验证模型对火灾点位置的识别准确性, 测试结果见图 8。

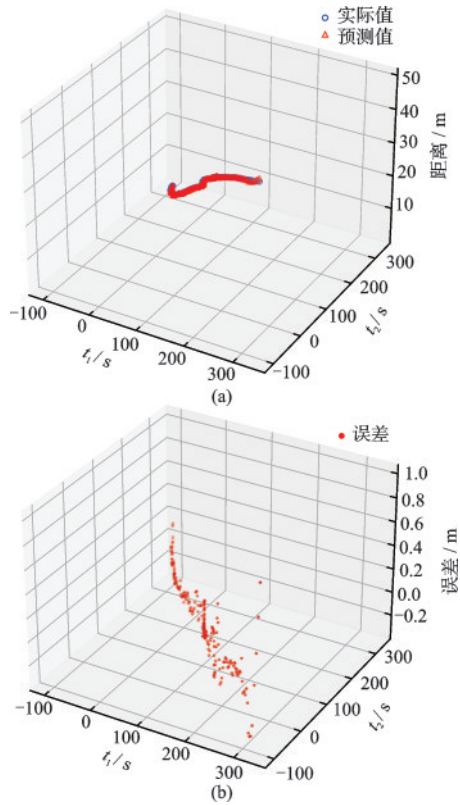


图8 第一层电缆阴燃着火点位置辨识结果
Fig.8 Ignition points identification results for smoldering in first layer of cable

完成训练的第一层着火点位置辨识模型在实验中的最大误差为0.98 m,最小误差为-0.32 m,平均误差为0.05 m。第二层和第三层电缆着火点辨识模型与第一层类似。下文表2将直接给出完成训练的模型对相应层着火点位置辨识的精度,具体网络搭建和训练过程不再详述。

表2 每层着火点位置辨识模型测试精度
Table 2 Testing accuracy of ignition point identification model for each layer 单位:m

层数	最大误差	最小误差	平均误差
第一层	0.98	-0.32	0.05
第二层	0.48	-0.49	-0.01
第三层	0.47	-0.46	-0.01

3 着火点辨识仿真实验

完成 t_1 和 t_2 数据分层以及各层着火点位置辨识 ANN 模型的搭建后,将它们组合生成如图 9 所示的着火点分层辨识 ANN 模型,用于验证整体着火点位置辨识的预测精度。

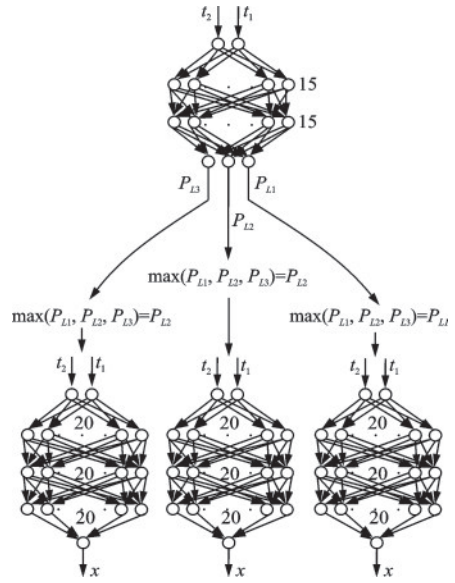


图9 着火点分层辨识模型

Fig.9 Ignition point stratified identification model

将三层数据中未参与训练的20%数据输入模型中进行测试,测试结果如图10所示。

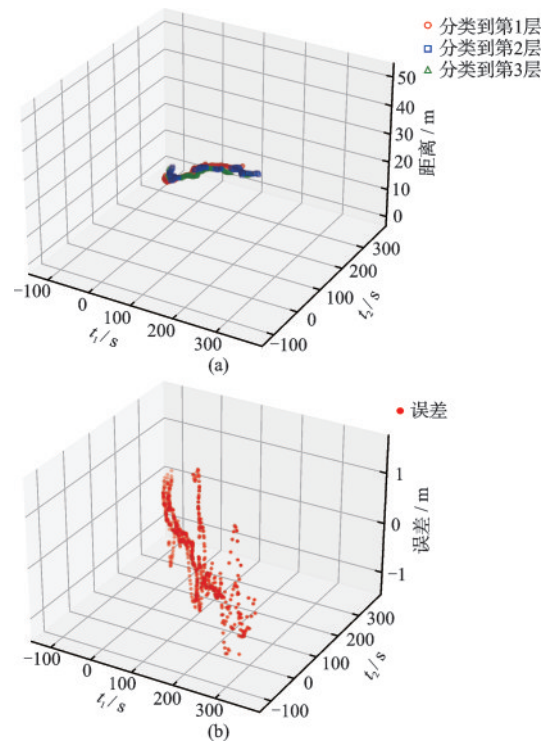


图10 三层混合数据分类和着火点位置辨识效果
Fig.10 Three-layer mixed data classification and ignition point identification results

图10(a)展示了将 t_1 和 t_2 数据输入 ANN 模型后,数据分层和分层后输入相应层着火点位置辨识模型,对着火点位置的预测结果,图10(b)为着火点位置的预测值与实际值之间的误差,具体数据见表3。

表3 着火点位置辨识模型综合测试精度

Table 3 Comprehensive testing accuracy of ignition point identification model

分层精度/%	最大误差/m	最小误差/m	平均误差/m
67	1.53	-1.26	-0.01

可见数据分层精度为67%，混合数据中着火点位置辨识最大误差为1.53 m，最小误差为-1.26 m，平均误差为-0.01 m。分层精度不高是由于第二层和第三层数据重叠度较高导致的，这和第1.2节的CO扩散仿真结果吻合；混和数据着火点位置辨识误差比单层数据着火点位置辨识误差大是由于部分数据分层不准确导致的，但是混合数据中着火点位置辨识的精度已经能够满足电缆通道内早期火灾预警的要求。

4 着火点辨识系统设计与测试

4.1 着火点辨识系统设计

设计了如图11所示的着火点辨识系统，以验证本文设计的电缆通道着火点位置辨识网络在现实环境中的效果。该系统由三个CO气体浓度采集模块和一个数据处理模块组成。CO气体浓度采集模块基于STM32F1103单片机开发，安装有CO气体传感器，实时通过WIFI通信将采集到的CO气体浓度发送到数据处理模块。数据处理模块基于树莓派4B设计，可实时接收各CO气体浓度采集模块回传的传感器位置CO气体浓度。当浓度值超过预警值时，记录该传感器检测到的相应气体浓度时的当前系统时间 t_{Ci} 。当三个传感器气体浓度都达到预警值后，获得三个对应的系统时间 t_{C1} 、 t_{C2} 和 t_{C3} ，处理得到 $t_1 = t_{C1} - t_{C2}$ ， $t_2 = t_{C3} - t_{C2}$ ， t_1 和 t_2 可作为着火点辨识ANN模型的输入。

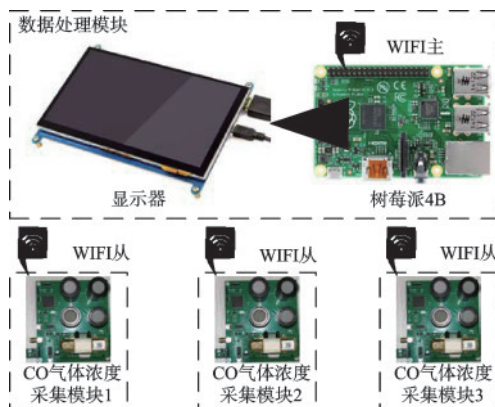
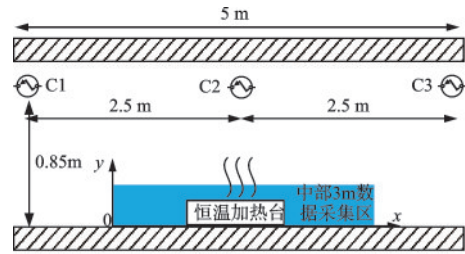


图11 着火点辨识系统

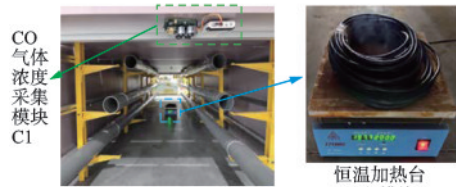
Fig.11 Ignition point identification system

4.2 着火点辨识系统测试

在模拟电缆通道中按照图12所示的分布方式安置着火点辨识系统。模拟电缆通道放置在室内无风环境中。通道长5 m，宽1.6 m，高0.85 m。在电缆通道两端及中间位置中轴线上分别安置CO气体浓度采集模块C1、C2和C3。在底部中轴线放置恒温加热台，其上放置聚氯乙烯电缆线，通过对其加热(加热温度280℃)模拟电缆早期阴燃状态。



(a) 模拟电缆通道



(b) 模拟电缆通道截面图

图12 着火点辨识系统现场测试

Fig.12 On-site testing of ignition point identification system

由于模拟电缆通道长度较短，电缆通道中轴线上同一位置不同层电缆发生阴燃CO气体扩散到两端的时间相差不大，且不同层着火点位置辨识模型结构类似。在此只对第一层(即最底层)电缆发生阴燃时着火点位置辨识模型进行测试。为了避免通道开口对测试结果产生影响，采用通道的中间3 m一段用来获取通道早期火灾阴燃阶段CO扩散的实验数据。

在通道中间3 m沿电缆方向每隔0.1 m选取一个阴燃点。依次进行模拟着火实验并记录C1、C2和C3检测到CO浓度为30 ppm时的当前系统时间 t_{C1} 、 t_{C2} 和 t_{C3} ，获得时间差 t_1 和 t_2 ，共30组数据。将所有数据输入第一层着火点辨识网络进行训练，以获得模拟电缆通道第一层着火点位置辨识模型。之后在数据采集区内重新随机位置进行10组实验，并将获得的 t_1 和 t_2 输入训练好的第一层着火点位置辨识模型进行着火点位置辨识预测。训练和测试数据采集以及着火点位置辨识精度如表4所示。

根据实验结果显示，在模拟电缆通道中，着火

表4 实验数据采集和着火点位置辨识精度

Table 4 Experimental data collection and ignition point location identification accuracy

训练数据采集		测试数据采集		着火点位置辨识精度		
次数	间隔	次数	间隔	最大误差	最小误差	平均误差
31	0.1 m	10	随机	0.68 m	-0.27 m	0.03 m

点辨识的最大误差为0.68 m,最小误差为-0.27 m,平均误差为0.03 m。这一精度足以满足电缆通道着火点的预测需求,表明本文提出的基于CO浓度分布的电缆通道着火点位置辨识方法及系统可用于早期火灾位置预测,有助于电力系统减灾防灾。此外,若该系统部署在真实的电缆通道环境中,可获取更多训练数据以提升着火点位置辨识的精度。

5 结 论

本研究首先通过仿真分析了桥梁箱梁高压电缆通道内火灾初期CO浓度随时间的分布规律,为预测电缆通道火灾初期的着火点位置提供了关键依据。接着采用基于人工神经网络的着火点分层和辨识方法预测着火点位置,仿真结果显示通过测量数据分层和着火点位置辨识模型,能够有效确定电缆通道内的着火点位置。设计了着火点辨识系统并在模拟电缆沟中进行了测试,结果显示着火点辨识的误差范围为-0.27~0.68 m,平均误差为0.03 m。这表明基于CO浓度分布的电缆通道着火点位置辨识方法及系统能够满足电缆通道内早期火灾预警需求,可用于预测电缆通道内早期火灾位置。后续,我们将继续改进和优化算法,以提高预测精度。最终将其部署到桥梁箱梁电缆通道系统中,用于预防电缆通道内火灾事故的发生,为电力和桥梁系统安全提供支持。

参考文献:

[1] 李程. 随桥敷设高压电缆技术在舟山群岛新区的规划应用研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
Li C. The analysis and design of high voltage cable laying along bridges technology in the new district of Zhoushan Islands [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017. (in Chinese)

[2] 许一凡,戴秀秀. 港珠澳大桥桥梁段高压电缆敷设质量控制[J]. 公路交通科技, 2017, 34(增1): 121-125.
Xu Y F, Dai X X. Quality control of high voltage cable laying in bridge section of Hong Kong — Zhuhai — Macao bridge [J]. Journal of Highway and Transportation

Research and Development, 2017, 34 (Sup1): 121-125. (in Chinese)

[3] 曹京荣,徐超,陈杰,等. 防火带材对高压电缆载流量和温度监测影响研究[J]. 电力工程技术, 2019, 38(1): 19-23.
Cao J Y, Xu C, Chen J, et al. Influence of fireproof belt on ampacity and temperature measuring of high voltage cable [J]. Electric Power Engineering Technology, 2019, 38(1): 19-23. (in Chinese)

[4] 李强,张佳庆,任士敬,等. 火灾条件下电缆绝缘失效预测模型研究[J]. 消防科学与技术, 2017, 36(2): 275-280.
Li Q, Zhang J Q, Ren S J, et al. Study on the insulation failure prediction model of cable in fire [J]. Fire Science and Technology, 2017, 36(2): 275-280. (in Chinese)

[5] 戴文涛. 电缆隧道及综合管廊火灾探测报警技术研究[J]. 消防科学与技术, 2017, 36(1): 89-92.
Dai W T. Study on the fire detection and alarm of cable tunnel and integrated pipe gallery [J]. Fire Science and Technology, 2017, 36(1): 89-92. (in Chinese)

[6] 施键梅,毛小勇,刘鑫峰. 火灾高温下隧道衬砌结构的变形性能研究[J]. 防灾减灾工程学报, 2015, 35(6): 785-791.
Shi J M, Mao X Y, Liu X F. Research on deformation performance of tunnel lining structures under high temperature of fire [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2015, 35(6): 785-791. (in Chinese)

[7] 陈玉,孙冠姝,张靖雯,等. 基于有限元分析的光纤复合低压电缆热场仿真和结构优化[J]. 智慧电力, 2021, 49(10): 1-7.
Chen Y, Sun G S, Zhang J W, et al. Thermal field simulation and structure optimization of optical fiber composite low voltage cable based on finite element analysis [J]. Smart Power, 2021, 49(10): 1-7. (in Chinese)

[8] 谢永涛,袁浩,李同晗,等. 特高压换流站消防能力提升措施研究[J]. 高压电器, 2020, 56(1): 241-245.
Xie Y T, Yuan H, Li T H, et al. Research on improvement measures of fire protection capacity for UHVDC converter station [J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(1): 241-245. (in Chinese)

[9] 张皓,马国庆,姚金霞,等. 基于有限元模拟的变电站电缆沟道火灾蔓延仿真研究[J]. 山东电力技术, 2022, 49(9): 8-13.
Zhang H, Ma G Q, Yao J X, et al. Fire spread simulation for cable trench of substation based on finite element method [J]. Shandong Electric Power, 2022, 49(9): 8-13. (in Chinese)

[10] 胡嘉伟,毛军,郝艳红,等. 隧道横向偏置火源顶棚温度纵向分布特性研究[J]. 消防科学与技术, 2021, 40(5): 629-633.
Hu J W, Mao J, Xi Y H, et al. Study on the longitudinal

- nal ceiling temperature distribution characteristics of tunnel transverse offset fire source [J]. Fire Science and Technology, 2021, 40(5): 629-633. (in Chinese)
- [11] 林梓圻,周贺,牛林华,等.隧道敷设条件下超高压电力电缆热-流场耦合分析[J].电力工程技术,2022,41(3):216-223.
Lin Z Q, Zhou H, Niu L H, et al. Thermal-fluid coupling analysis of ultra-high voltage cables laid in tunnel [J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(3): 216-223. (in Chinese)
- [12] Kashef A, Yuan Z, Lei B. Ceiling temperature distribution and smoke diffusion in tunnel fires with natural ventilation[J]. Fire Safety Journal, 2013, 62: 249-255.
- [13] Gong L, Jiang L, Li S, et al. Theoretical and experimental study on longitudinal smoke temperature distribution in tunnel fires[J]. International Journal of Thermal Sciences, 2016, 102: 319-328.
- [14] Hu L H, Tang W, Chen L F, et al. A non-dimensional global correlation of maximum gas temperature beneath ceiling with different blockage - fire distance in a longitudinal ventilated tunnel[J]. Applied Thermal Engineering, 2013, 56(1-2): 77-82.
- [15] Alpert R L. Calculation of response time of ceiling-mounted fire detectors[J]. Fire Technology, 1972, 8: 181-195.
- [16] 段玉兵,姚金霞,马国庆,等.基于顶棚温度分布的变电站高压电缆沟道着火点辨识[J].高压电器,2023,59(3):171-178.
Duan Y B, Yao J X, Ma G Q, et al. Identification of ignition point of high voltage cable channel in substation based on ceiling temperature distribution[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(3): 171-178. (in Chinese)
- [17] 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.
Zhao Y C, Zhu G Q, Gao Y J. Research on temperature field of fire smoke in urban underground utility tunnel[J]. Fire Science and Technology, 2017, 36(1): 37-40. (in Chinese)
- [18] 彭玉辉.典型电缆火灾条件下烟气运动规律的数值模拟[J].船海工程,2016,45(2):65-68.
Peng Y H. Numerical simulations for spread and migration law of smoke under cable fire conditions[J]. Ship & Ocean Engineering, 2016, 45(2): 65-68. (in Chinese)
- [19] 王方舜.城市综合管廊电缆火灾CFD数值模拟研究[J].武警学院学报,2017,33(8):14-18.
Wang F S. Effect of utility tunnel fire compartment on the timing of smoke exhaust & servicemen evacuation in cable fires[J]. Journal of The Armed Police Academy, 2017, 33(8): 14-18. (in Chinese)
- [20] 郝冠宇.综合管廊中电缆舱内火灾烟气模拟研究[D].西安:西安建筑科技大学,2017.
Hao G Y. Simulation study on the fire smoke in the cable compartment [D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2017. (in Chinese)
- [21] 方书博,罗浩,洪骁,等.隧道机器人电缆火灾参数仿真与试验研究[J].电气应用,2021,40(9):41-49.
Fang S B, Luo H, Hong X, et al. Simulation and experimental study on cable fire parameters of tunnel robot [J]. Electrotechnical Application, 2021, 40(9): 41-49. (in Chinese)
- [22] 辛海林,魏峥,杨培中.基于大涡模拟的火灾数值模拟网格划分优化方法[J].消防科学与技术,2022,41(12):1692-1697.
Xin H L, Wei Z, Yang P Z. Mesh optimization method for fire numerical simulation based on LES[J]. Fire Science and Technology, 2022, 41(12): 1692-1697. (in Chinese)
- [23] 范向前,刘决丁,史晨雨,等.基于神经网络方法的FRP增强混凝土断裂研究新思路[J].防灾减灾工程学报,2023,43(3):626-636.
Fan X Q, Liu J D, Shi C Y, et al. Innovative idea on fracture analysis of FRP reinforced concrete using artificial neural network [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2023, 43(3): 626-636. (in Chinese)
- [24] 庞传军,张波,余建明.基于LSTM循环神经网络的短期电力负荷预测[J].电力工程技术,2021,40(1):175-180.
Pang C J, Zhang B, Yu J M. Short-term power load forecasting based on LSTM recurrent neural network [J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(1): 175-180. (in Chinese)
- [25] 刘冰,郭海霞.MATLAB神经网络超级学习手册[M].北京:人民邮电出版社,2014:478.
Liu B, Guo H X. MATLAB neural network super learning handbook [M]. Beijing: Posts and Telecommunications Press, 2014: 478. (in Chinese)
- [26] 吴琛,苏明昕,谢云云,等.基于BP神经网络的输电线路雷击故障预测[J].电力工程技术,2020,39(5):133-139.
Wu C, Su M X, Xie Y Y, et al. BP neural network based lightning fault prediction of transmission lines [J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(5): 133-139. (in Chinese)
- [27] 肖国庆,李雪琪,陈玥丹,等.大规模图神经网络研究综述[J].计算机学报,2024,47(1):148-171.
Xiao G Q, Li X Q, Chen Y D, et al. A survey of large-scale graph neural networks [J]. Chinese Journal of Computers, 2024, 47(1): 148-171. (in Chinese)
- [28] 胡少伟,李原昊,单常喜,等.基于改进的PSO-BP神经网络的边坡稳定性研究[J].防灾减灾工程学报,2023,43(4):854-861.
Hu S W, Li Y H, Shan C X, et al. Research on slope stability based on improved PSO-BP neural network [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2023, 43(4): 854-861. (in Chinese)

(本文编辑:苏泽云)