文章编号:2096-5052(2026)03-0031-14　　DOI:10.19952/j.cnki.2096-5052.2026.03.04

济南黄河隧道智慧防灾系统架构研究及验证

段跃鑫[1],陈昕[2*],沈奕[2],张忆[3,4],闫治国[2]
(1. 济南城市建设集团有限公司, 山东 济南 250014;
2. 同济大学土木工程学院地下建筑与工程系, 上海 200092;
3. 中铁第四勘察设计院集团有限公司, 湖北 武汉 430063;
4. 水下隧道技术国家地方联合工程研究中心, 湖北 武汉 430063)

摘要:针对长大穿黄隧道环境状态难以综合感知、火灾发展态势难以动态掌握以及应急疏散决策依赖固定预案等问题,提出一种面向复杂隧道场景的智慧防灾方法,构建由环境参数感知、火情监控预警、火灾态势重构和动态应急疏散组成的隧道智慧防灾系统。首先,融合隧道环境监测数据与短时交通预测结果,建立基于模糊控制的综合污染评价与通风辅助调控方法。其次,构建基于多源监测数据融合的火情监控预警模型,利用 GA-BP(genetic algorithm-backpropagation)神经网络识别明火、阴燃火及非火灾状态,并结合分级决策方法形成火情预警指令。在此基础上,利用长短期记忆网络挖掘温度时序数据与火灾演化参数之间的映射关系,动态预测火源位置和热释放速率等关键火情信息。进一步结合多智能体疏散仿真方法,综合考虑烟气、能见度、有毒气体及人员行为等因素,生成随火场环境和人员分布动态更新的疏散方案。以济南黄河隧道为工程背景开展系统构建与验证。结果表明,火情监控预警模型在典型模拟工况下较传统温差阈值方法提前约 20 s 达到报警判据,LSTM(long short-term memory)模型在温度数据完整和部分高温测点数据缺失条件下,热释放速率(heat release rate, HRR)预测决定系数分别达到 95.9%和 93.7%,16 组典型疏散工况的总疏散时间为 654~780 s。研究结果表明,该系统能够实现环境状态感知、火情预警、态势重构与动态疏散决策的连续联动,可为复杂隧道智慧防灾系统建设和火灾应急管理提供工程参考。

关键词:济南黄河隧道; 智慧防灾; 火灾预警; 火灾态势重构; 动态疏散
中图分类号:U45; U491　　**文献标志码**:A

引用格式:段跃鑫,陈昕,沈奕,等. 济南黄河隧道智慧防灾系统架构研究及验证[J]. 隧道与地下工程灾害防治,2026,8(3):31-44. Duan Yuexin, Chen Xin, Shen Yi, et al. Research and validation of the intelligent disaster prevention system for the Jinan Yellow River Tunnel[J]. Hazard Control in Tunnelling and Underground Engineering, 2026, 8(3):31-44.

Research and validation of the intelligent disaster prevention system for the Jinan Yellow River Tunnel

Duan Yuexin[1], Chen Xin[2*], Shen Yi[2], Zhang Yi[3,4], Yan Zhiguo[2]
(1. Jinan City Construction Group Co., Ltd., Jinan 250014, Shandong, China;
2. Department of Geotechnical Engineering, College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China;
3. China Railway Siyuan Survey and Design Group Co., Ltd., Wuhan 430063, Hubei, China;
4. National-Local Joint Engineering Research Center of Underwater Tunnelling Technology, Wuhan 430063, Hubei, China)

Abstract: An intelligent disaster prevention system for complex tunnel scenarios was developed to improve environmental perception, fire monitoring, situation reconstruction, and emergency evacuation in long underwater river-crossing tunnels. The system consisted of four functional modules: environmental-parameter perception, fire monitoring

收稿日期:2026-04-17;**修回日期**:2026-07-29;**接受日期**:2026-08-22;**出版日期**:2026-09-20
基金项目:济南济泺路穿黄隧道工程科研资助项目(TSYSDY-JLLCHSD[2020]-07)
第一作者简介:段跃鑫(1987—),男,山东济南人,高级工程师,主要研究方向为工程技术管理。E-mail:527665281@qq.com
*通信作者简介:陈昕(1999—),男,安徽淮南人,博士研究生,主要研究方向为隧道火灾防治。E-mail:cxin99@tongji.edu.cn

and early warning, fire situation reconstruction, and dynamic evacuation. Environmental monitoring and ventilation regulation were conducted using a fuzzy-control-based method. A GA-BP (genetic algorithm-backpropagation) neural network was employed for fire early warning through multi-source data fusion, while a long short-term memory (LSTM) network was used to predict the fire source location and heat release rate (HRR). A multi-agent model was introduced to generate dynamic evacuation strategies, with smoke propagation, visibility, toxic gases, and occupant movement characteristics taken into consideration. The proposed system was validated using the Jinan Yellow River Tunnel as the engineering background. The results showed that the fire warning model reached the warning criterion approximately 20 s earlier than the conventional temperature-difference threshold method. The LSTM model achieved coefficients of determination (R^2) of 95.9% and 93.7% for HRR prediction under complete data and partial high-temperature sensor failure conditions, respectively. The total evacuation time for 16 typical evacuation scenarios ranged from 654 to 780 s. The effectiveness of the proposed system in continuous and coordinated environmental perception, fire warning, situation reconstruction, and dynamic evacuation decision-making was demonstrated through the validation. The proposed framework was considered to provide an engineering reference for intelligent disaster prevention and emergency management in complex tunnels.

Keywords: Jinan Yellow River Tunnel; intelligent disaster prevention; fire early warning; fire situation reconstruction; dynamic evacuation

Received: 2026-04-17; **Revised**: 2026-07-29; **Accepted**: 2026-08-22; **Published**: 2026-09-20

0 引言

隧道火灾是威胁公共安全的重大风险。由于公路隧道环境的封闭性,火灾时,排烟与散热条件差,会很快产生并积聚高温、高浓度的有毒烟雾,致使人员疏散救援困难,并会对结构及内部设施造成严重损毁,往往引发严重的人员伤亡和巨大的社会影响[1]。多年隧道运营的经验也表明:火灾安全是隧道运营阶段需重点解决的关键问题。

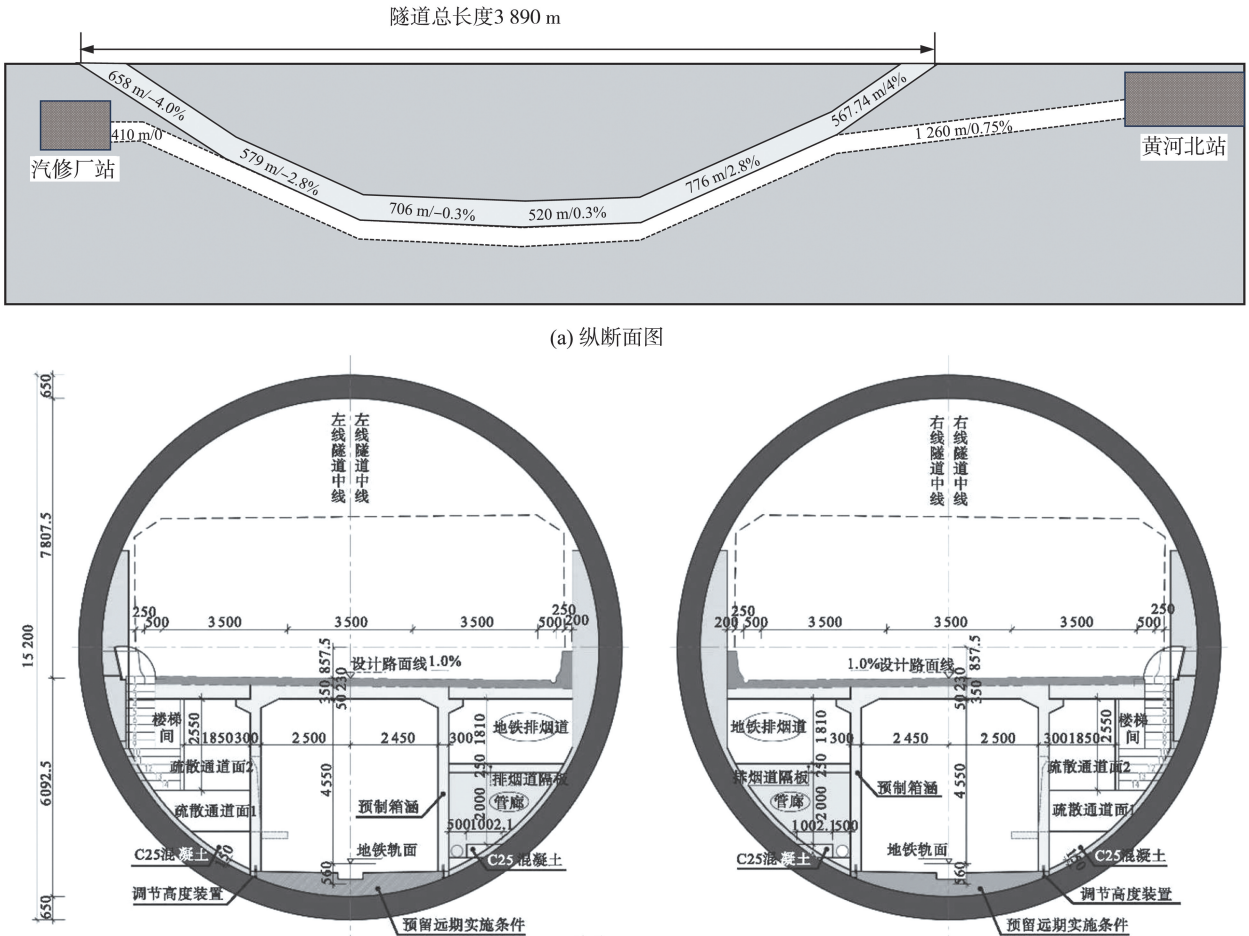
现有研究关于隧道火灾防灾疏散救援已开展了大量工作。在火灾预警方面,目前存在多种火灾探测器,例如烟雾探测器[2]、红外线探测器[3]、气体传感器[4]和视频监控[5]等。随着摄像头等监控设备获得的图像数据清晰度的提高,通过对图像信息的检测来识别火灾的方法逐渐兴起。颜礼彬[6]将独立分量分析方法应用于视频火焰图像分割,提取图像中携带独立信息的部分,最终通过颜色模型确定火焰区域。Jeon 等[7]通过使用深度堆叠的卷积层,捕获图像中不同尺寸火灾的特征图,并通过特征挤压块有效利用多尺度特征图信息,以提高火灾检测的准确性。Wu 等[8]使用 3 种流行的目标检测方法进行实时森林火灾检测的效率和准确性对比,并通过改进 YOLO(you only look once)结构和创建烟雾基准测试来缩短检测的时间和减少误报率。在火灾特性方面,Wu 等[9]通过缩尺寸试验和数值模拟对不同隧道横截面尺寸下临界风速开展研究,研究结果表明,临界风速随热释放速率(heat release rate, HRR)的变化呈现两种不同趋势的规律。雷文君等[10]研究了自然补风、呼吸区侧送或通道下送补风方式对疏散通道内烟气的控制效果,讨论了单一补风存在局限性。Lee 等[11]采用缩尺试验从烟气蔓延角度分析研究不同隧道横断面高宽比下隧道火灾的临界速度,研究发现,对于矩形断面的隧道临界风速与高宽比成正相关。Li 等[12]通过数值模拟和理论分析探讨了隧道横截面对纵向通风隧道火灾烟气控制临界风速的影响,结果表明隧道高度对临界速度的影响远大于隧道宽度。在人员疏散方面,黄超[13]利用 FDS+EVAC 软件模拟比较不同疏散站台宽度、横通道间距下的疏散时间,确定平安隧道紧急救援站决定人员疏散时间的关键参数为救援站站台宽度。王明年等[14]采用 building-EXODUS 软件计算不同横通道间距、横通道断面净空尺寸和站台宽度等结构参数下人员疏散时间。樊雯婧[15]通过考虑多种影响因素,建立一个全新的井下火灾救援路径优化模型,能够有效帮助多救护队实现最佳的救援行动,提高救援效率和安全性,并且对群智能算法和经典的路径算法作分析对比,得出群智能算法的优势。黄莺等[16]利用量化的火灾产物、角度和距离因素共同改进启发函数,建立符合人群疏散过程的信息素更新模型,对传统的蚁群算法进行改进。

既有研究为公路隧道安全运营提供了重要基础,但面向公轨合建、凹形纵坡等复杂水下隧道场景,仍存在报警易受单一参数与环境扰动影响、火

场动态信息难以直接获取以及静态预案难以随人员分布和火情演化调整等问题[17]。针对上述问题,本研究以济南黄河隧道为工程背景,构建由环境参数感知、火情监控预警、火灾态势重构和动态应急疏散组成的智慧防灾系统。系统以统一的数据链路连接各功能模块,将环境状态、火灾预警结果、火场态势信息及人员状态进行协同分析,实现火灾信息由实时感知、智能识别到态势推演和动态疏散决策的连续联动,为复杂隧道火灾应急管理提供完整的闭环技术路线。相较于传统独立预警或静态疏散方法,该系统能够实现火灾信息的连续传递与动态更新,提高了火灾全过程协同决策能力。

1　工程背景

本研究中隧道智慧防灾系统针对济南黄河隧道进行开发。济南黄河隧道位于城市中轴线上,属济南市天桥辖区,沿既有泺口浮桥位置穿越黄河,距上游济南建邦黄河公路大桥约 5.3 km,距下游济南黄河公路大桥约 5.1 km,隧道采用双管双层公轨合建的建设方案,城市道路与轨道交通 M2 线二期区间采用盾构法同管合建穿越黄河,隧道横纵断面如图 1 所示。



(a) 纵断面图

(b) 横断面图

图 1　济南黄河隧道横纵断面图

Fig.1　Cross-sectional and longitudinal section diagram of the Jinan Yellow River Tunnel

济泺路穿黄隧道为公轨合建隧道,上层为公路车道、下层为轨道交通,并需兼顾公路隧道与地铁区间通风。隧道采用凹形纵坡,火灾条件下人员疏散与救援组织难度较大。针对公轨合建和凹形纵坡特点,本研究构建了由环境参数感知、火情监控预警、火灾态势重构和动态应急疏散 4 个模块组成的智慧防灾系统,以提高大型穿黄多功能隧道的火灾响应能力。各模块通过统一数据库进行数据交互,整体运行关系如图 2 所示。

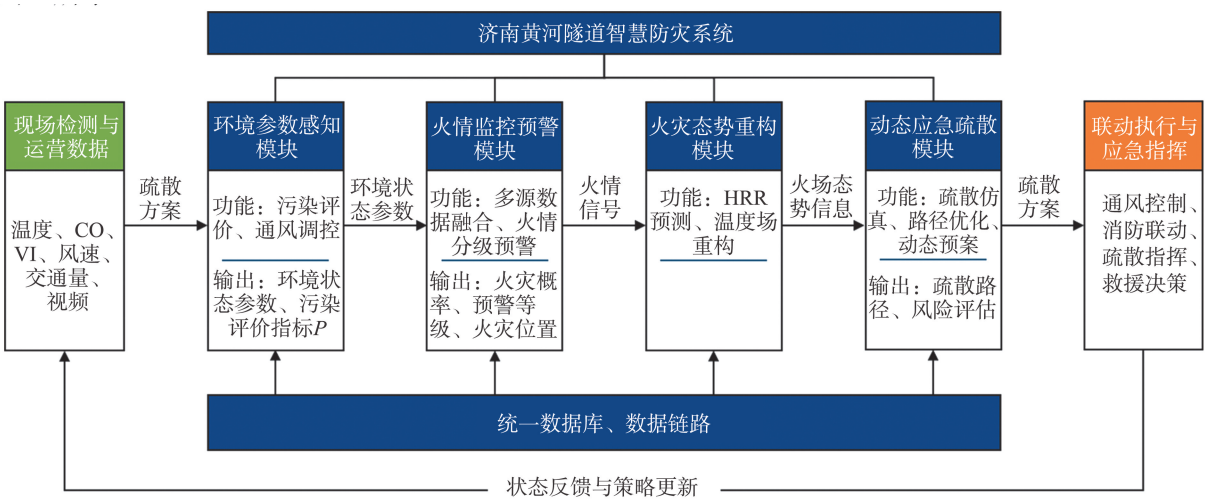


图 2 系统整体联动框架图

Fig.2 Overall system linkage framework

2 环境参数感知模块

本研究调研了国内外道路隧道环境设施运行和养护现状，包括火灾报警系统、消防系统、疏散救援系统等。隧道火灾自动报警系统的功能在于早期发现火灾，并及时报警，火灾自动报警系统主要由火灾探测器、报警控制器、火灾图形显示器和消防联动设备组成。按照隧道消防设计规范[18]要求，在一般情况下，火灾自动探测器发出的火灾报警信号是触发 FAS（fire alarm system）系统火灾断定并进行现场喷淋灭火的唯一条件。

然而受隧道渗漏水、侧壁清洗、酸性气体腐蚀等环境影响，隧道火灾报警设备可能发生老化或电路板损坏，部分老旧设备还存在备件采购和更换困难的问题，从而增加误报、漏报风险。与此同时，隧道消防系统及相关运营系统在日常运行和火灾工况下会产生大量环境与运行数据。对这些数据进行有效提取、分析和挖掘，有助于建立环境状态、设备性能、火灾风险与疏散救援决策之间的关联关系，为隧道防灾系统的智能化运行提供数据基础。

结合现有参数探测方法、济南黄河隧道公轨合建的运行环境，以及既有火灾报警探测器的空间布置特点，构建黄河隧道环境参数感知模块，其技术框架如图 3 所示。

本模块实时采集温度、CO 浓度、能见度（visibility index，VI）、风速和车流量等数据，并传输至主机数据库进行异常值剔除、时间对齐、归一化处理和可视化展示。其中，CO 浓度和 VI 用于表征隧道内污染物累积及空气质量变化，温度和风速用于表征通风环境，车流量用于反映交通运行负荷。基于车流量历史时序数据，可预测短时交通需求及相应的车辆污染物排放负荷，为通风设施的提前调控提供依据。

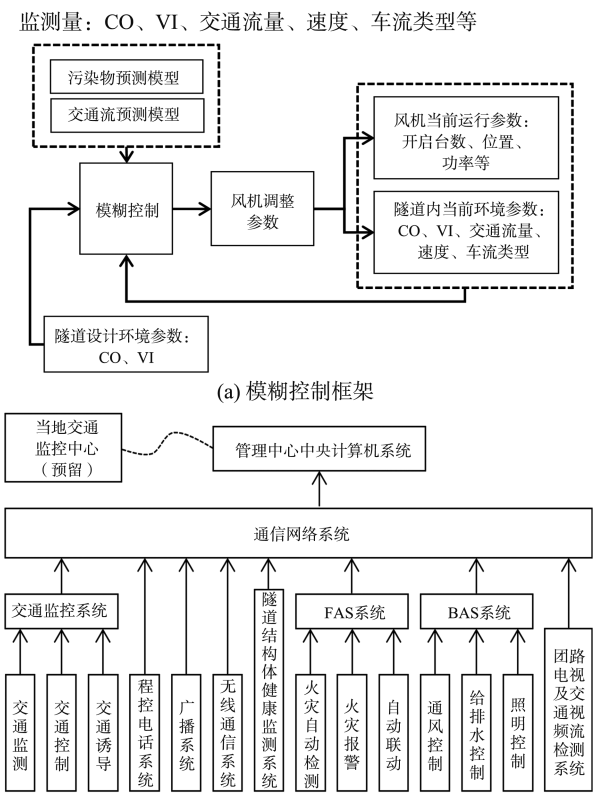


图 3 黄河隧道环境参数感知模块框架

Fig.3 Framework of the environmental parameter perception module for the Yellow River Tunnel

针对隧道运营过程中交通流、污染物排放和通风条件持续变化的特点，构建基于模糊控制的环境污染评价与通风调控方法。该方法综合环境监测数据、实时车流量及短时交通预测结果，形成综合污染评价指标，并据此动态调节风机运行状态。综合污

染评价指标划分为低、中、高 3 个等级,分别对应不同程度的环境污染负荷和通风需求。

具体而言,首先利用历史监测数据建立温度、CO 浓度、VI、风速和车流量的正常运行基线;其次,根据车流量历史序列预测短时车流量,并估计相应的污染物排放负荷变化趋势;随后,计算 CO 浓度、VI、风速和温度相对基线的偏离程度,以及车流量和预测排放负荷的变化率,并将其转换为模糊输入。基于 Mamdani 推理规则对多源信息进行融合,得到取值范围为 0~1 的综合污染评价指标 P。P 值越大,表明隧道内污染物累积程度越高、短时环境质量恶化的可能性越大,通风干预需求越强。

综合污染评价指标 P 的分级阈值依据正常运营、交通拥堵和高交通负荷等典型运营工况确定。首先,利用正常运营数据确定 P 的常态波动范围;其次,分析不同车流量、车型组成和通风条件下 CO 浓度、VI 等参数的响应规律,识别交通排放造成的污染累积特征;最后,结合隧道环境控制要求及典型运营数据,对等级分界点进行校核。本研究将 $P<0.35$ 划分为低污染状态,$0.35\leqslant P<0.70$ 划分为中污染状态,$P\geqslant 0.70$ 划分为高污染状态。相邻等级之间设置过渡区间,以减小监测噪声、交通流随机波动和短时污染物变化导致的控制指令频繁切换。

低污染状态表明环境参数和预测排放负荷总体处于正常运行范围,系统维持常规或低速通风策略;中污染状态表明污染物浓度出现持续上升趋势,或预测车流量增加可能导致污染物进一步累积,系统提高监测频率并适度提升通风等级;高污染状态表明 CO 浓度升高、VI 下降、通风条件不利及交通负荷较高等特征同时出现,系统输出高等级通风指令,加快污染物稀释和排出。待综合污染评价指标连续回落至低污染范围并保持稳定后,系统逐步恢复常态运行。

模糊规则库以 CO 浓度、VI、温度、风速、实时车流量、预测车流量及其变化趋势为输入,以综合污染评价指标 P 和风机运行等级为输出。例如,当预测车流量持续增加、CO 浓度升高、VI 下降而风速较低时,系统判定污染物排放负荷增加,输出中等级或高等级通风指令;当车流量下降、CO 浓度和 VI 逐步恢复至正常基线范围时,系统降低风机运行等级。最后,采用重心法将模糊推理结果转换为风机变频控制信号,实现基于实时环境状态和短时交通需求预测的隧道通风智能调控。

本模块输出环境状态参数、综合污染评价指标以及预处理后的监测数据,并实时传输至火情监控预警模块,为火灾识别提供统一的数据输入。

3　火情监控预警模块

目前国内使用较多的地下空间火灾预警系统主要是感烟式火灾探测系统、双波长火焰探测系统、点式感光探测系统、线式感温探测系统等,各火灾探测器与火灾发展过程的对应关系如图 4 所示。

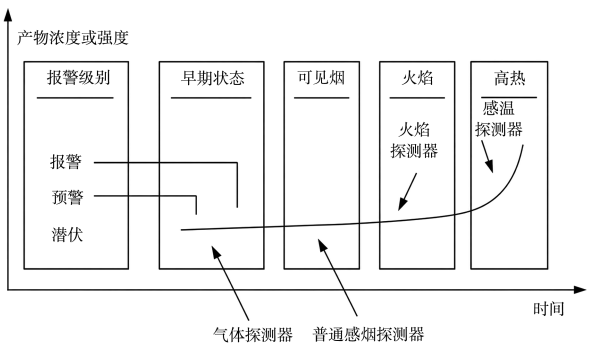


图 4　黄河隧道火灾探测器与火灾发展过程对应关系

Fig.4　Correspondence between fire detectors and fire development process in the Yellow River Tunnel

隧道发生火灾后,温度、烟雾浓度和气体浓度等参量会随燃烧阶段、通风条件、火源类型及周边环境而变化。车辆尾气、温湿度波动、通风切换和水雾等因素也可能引起监测信号异常,导致基于单一参数或固定阈值的探测方法出现误报、漏报或报警滞后。为此,本研究采用多传感器信息融合方法,对各火灾报警器探测数据的变化幅度、变化趋势及空间位置进行联合判别。该方法并非依赖单项参数达到固定阈值后才触发报警,而是通过识别多参量的协同异常特征,在火灾早期形成火情概率判断。

通过对黄河隧道各区域在正常运营工况、异常工况以及火灾工况下的温度场多尺度特征进行分析,本研究构建了由信息层、特征层和决策层组成的 3 层火灾预警架构,如图 5 所示。

信息层部署于前端探测器及其邻近采集单元。该层首先对温度、烟雾浓度、气体浓度等原始信号进行去噪、时间对齐和有效性检查,再依据参数变化幅度、变化率及持续时间识别异常数据。对于处于正常波动范围内的数据,系统仅保留必要的状态信息;对于出现持续异常或多参量协同变化的数据,则上传至火灾报警控制主机进行进一步分析。该局部决策机制能够减少常态环境噪声和冗余数据对后续识别过程的影响。

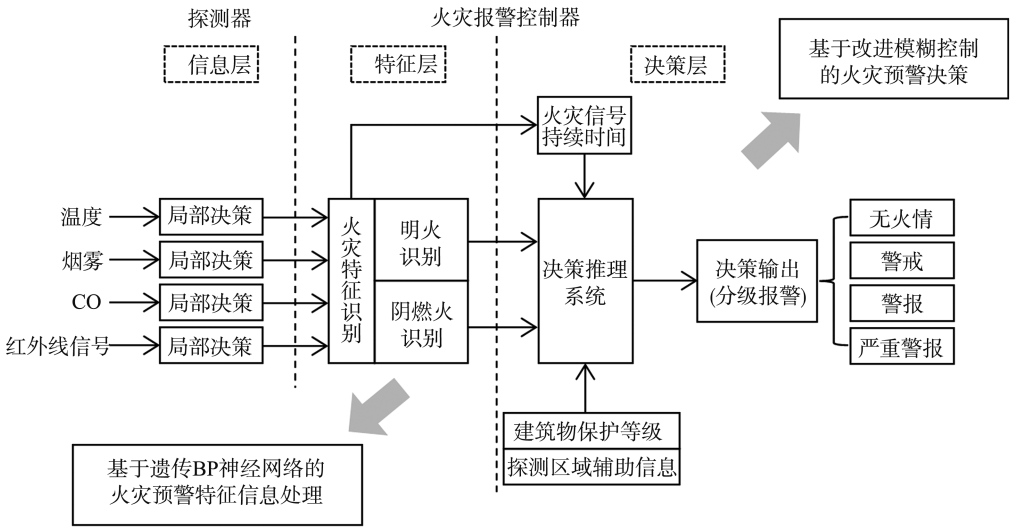


图 5 黄河隧道火灾预警模块框架

Fig.5 Framework of the fire warning module for the Yellow River Tunnel

特征层集成于火灾报警控制主机,核心模型采用遗传算法优化的反向传播神经网络(genetic algorithm-back propagation, GA-BP)。遗传算法用于优化网络的初始权重和阈值,缓解传统 BP 网络对初始参数敏感、易陷入局部最优的问题;BP 算法则通过反向传播迭代学习温度、烟雾浓度、气体浓度等多维监测参量与火情类别之间的非线性映射关系。模型输出明火、阴燃火及非火灾状态的概率,为后续分级决策提供输入。

决策层采用模糊控制方法,将特征层输出的火情类别概率、异常区段、信号持续时间及相邻测点响应情况作为输入,输出“无火情、警戒、警报、严重警报”四级预警指令。其中,“警戒”用于提示可能存在火情或环境异常,需要加强监测和现场核查;“警报”表明火情特征已持续出现,需要启动相应的应急处置程序;“严重警报”表明多源信号已形成较强一致性,需要立即联动消防、通风和疏散等相关系统。通过引入信号持续时间和区域信息,可避免单个测点的瞬时异常直接触发高等级报警,提高预警结果的稳定性。

为获取大量训练数据,研究结合济南黄河隧道实际参数,设计了涵盖多变量耦合的数值模拟工况。模拟工况综合考虑了 10 种峰值热释放速率(0.5~5.0 MW)、3 种 t^2 火灾增长系数(对应慢速、中速、快速火)以及 4 种纵向通风速度(0~3 m/s,含自然通风),共计生成 120 组典型火灾场景(见表 1)。通过 FDS(fire dynamic simulation)开展三维火灾模拟,提取隧道拱顶不同位置的温度、可视度、CO 浓度、温度场切片等数据,构建了济南黄河隧道火灾特征数据库[19]。所设置的火灾工况主要面向隧道内单一车辆火灾的早期增长阶段和稳定燃烧阶段。峰值热释放速率覆盖 0.5~5.0 MW,可表征小型车辆火灾由初起火灾向充分发展火灾演化过程中的典型热释放水平;慢速、中速和快速 3 种火灾增长系数用于反映不同燃烧物、起火方式及火势发展速度的差异;0~3 m/s 纵向通风速度则覆盖自然通风及隧道机械通风条件下的典型运行状态。因此,所构建数据集能够在一定程度上反映常规小型车辆火灾在不同火源规模、增长速率和通风条件下的火灾演化特征。

表 1 济南黄河隧道火灾模拟工况表

Table 1 Fire scenarios for Jinan Yellow River Tunnel

序号	峰值热释放速率/MW	t^2 火模型的热释放率增长系数/(kW·s^{-2})	通风速度/(m·s^{-1})
1~12	0.5	0.188、0.047、0.012	0、1、2、3
13~24	1.0	0.188、0.047、0.012	0、1、2、3
25~36	1.5	0.188、0.047、0.012	0、1、2、3
37~48	2.0	0.188、0.047、0.012	0、1、2、3
49~60	2.5	0.188、0.047、0.012	0、1、2、3
61~72	3.0	0.188、0.047、0.012	0、1、2、3
73~84	3.5	0.188、0.047、0.012	0、1、2、3
85~96	4.0	0.188、0.047、0.012	0、1、2、3
97~108	4.5	0.188、0.047、0.012	0、1、2、3
109~120	5.0	0.188、0.047、0.012	0、1、2、3

针对模拟获得的多源监测数据,训练前首先进行去噪、归一化和特征提取处理,以消除不同参数量纲差异对模型训练的影响。考虑到不同火灾发展工况之间存在一定差异,本研究按照 7∶3 比例将模拟样本随机划分为训练集和测试集,其中训练集用于 GA-BP 网络参数优化和模型训练,测试集用于评价模型在未知工况下的预测能力。训练过程中采用交

叉验证方法对网络结构及参数进行调整,以提高模型对不同火源规模和通风条件下火灾演化过程的适应性。

与传统基于单一温度阈值的判断方法不同,GA-BP 网络以多源监测参数作为输入,输出火灾发生概率,并通过设定概率阈值实现分级报警。该方法能够利用温度、气体浓度及烟气特征等参数的联合变化规律,在部分单项指标尚未达到传统报警阈值时提前捕捉火灾风险。同时,在火灾初期阴燃阶段,由于气体浓度升高、烟气可视度变化等非温度特征可能先于明显温升出现,模型可通过阴燃火概率变化反映潜在火灾状态,为后续明火阶段预警提供依据。

为验证模型在不同火灾条件下的识别能力,基于测试集样本开展多工况验证。本研究构建的火灾模拟数据库包含 0.5 MW 及以上不同热释放速率(HRR)、火灾增长速率以及纵向通风条件下的典型火灾场景。测试结果表明,在所选模拟工况范围内,模型能够根据多源监测参数变化实现火情识别。不同 HRR 水平下模型输出概率达到报警阈值的响应时间统计结果如表 2 所示。由表 2 可知,随着 HRR 增加,火灾特征信号增强,温度、CO 浓度及烟气特征参数变化更加明显,模型能够更快捕捉多参数协同变化规律;而对于较低 HRR 火灾,由于火灾初期热释放强度较弱,监测参数变化相对缓慢,因此达到报警阈值所需时间相对延长。

表 2　不同 HRR 水平下火情监控预警模块响应时间
Table 2　Response time statistics of the fire warning module under different HRR conditions

序号	热释放速率/MW	报警响应时间范围/s	平均响应时间/s
1	0.5	65~82	73
2	1.0	55~70	62
3	2.0	45~60	53
4	3.0	38~52	45
5	5.0	30~45	38

在典型火灾模拟工况下,进一步将本研究方法与传统温差阈值法进行对比。传统温差阈值法以测点温差达到预设报警判据的时刻作为报警时刻,在该工况下其报警时刻为点火后 70 s。该工况下模型预测结果如图 6 所示。由于火灾早期阶段温度变化尚不明显,而 CO 浓度升高和可视度变化等非温度特征已出现异常,模型在初期同时输出一定程度的明火火灾概率和阴燃火概率。随着火灾持续发展,热释放速率逐渐增加,温度场特征逐渐增强,模型对明火阶段的识别置信度进一步提高,而阴燃阶段特征贡献相对降低,明火概率整体呈上升趋势,表明模型能够较好反映火灾发展过程中的状态转变。最终模型在点火后 48 s 输出“警戒”指令,并于 50 s 输出“警报”指令,相较传统温差阈值法提前 20 s 形成报警判断。

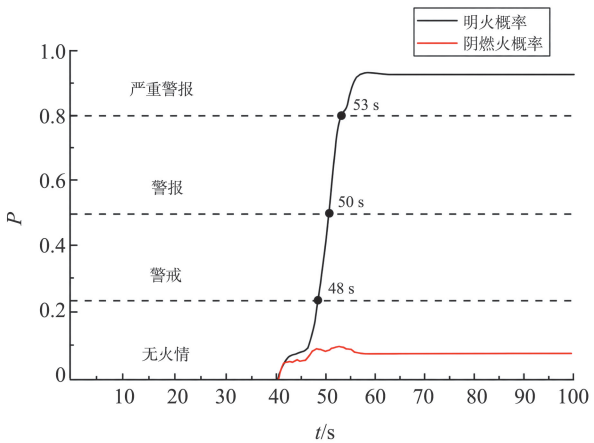


图 6　火灾预警算法有效性验证
Fig.6　Validation of the effectiveness of the fire warning algorithm

当系统判定达到警报等级后,输出火情等级、报警区域及相关监测数据,并作为火灾态势重构模块的输入,实现关键火场信息的进一步预测。

4　火灾态势重构模块

隧道发生火灾时,燃烧产物及火源邻近气体受热体积膨胀、密度减小,与周围气体形成局部密度差,进而产生由浮力驱动的压强梯度,促使高温气流与燃烧产物上升,并在上升过程中卷吸周围空气,形成火焰浮羽流。浮羽流在上升过程中受隧道顶板阻碍,转而沿上部边界形成顶板射流。

隧道火灾报警系统通常沿纵向在拱顶下方间隔布设温度传感器,如热电偶、光纤光栅温度传感器、感温光栅温度传感器等。其中,光纤布拉格光栅温度传感器在隧道工程火灾探测中应用广泛。即使在火灾被探测到之后,温度传感器仍持续工作,实时反馈监测数据。因此,本研究提出的隧道火情信息实时预测方法,其核心思路是融合隧道火灾理论与机器学习技术,对隧道机电系统已有的监测数据(主要是隧道内离散分布的温度与风速数据)进行深度挖掘,从而实现对事故隧道火源位置、热释放速率、烟气蔓延范围等关键火情信息的动态预测。济南黄河隧道火灾态势重构模块的实现框架如图 7 所示。

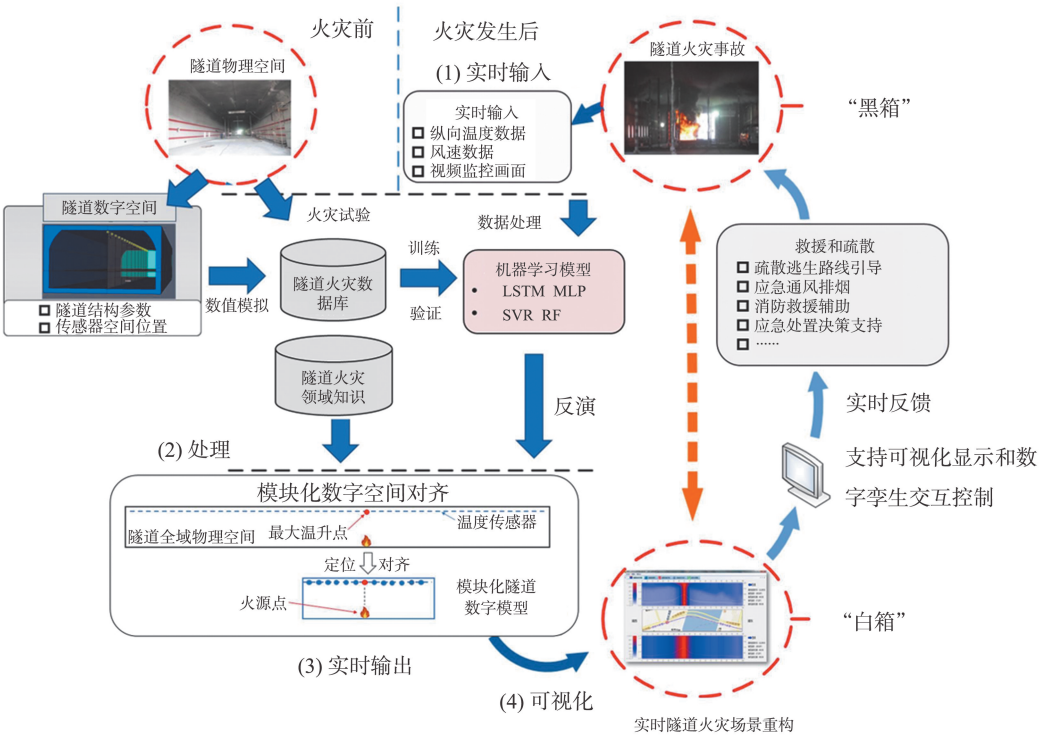


图 7 黄河隧道火灾态势重构模块框架

Fig.7 Framework of the fire situation reconstruction module for the Yellow River Tunnel

针对传统隧道火灾监测中因传感器高温失效导致关键数据缺失、火场内部状态不可知的难题，本研究提出一种基于长短期记忆(long short-term memory，LSTM)网络的火灾态势重构方法。该方法旨在利用既有传感器数据深度挖掘火灾演化规律，提升事故状态信息的可视化表达能力，为指挥决策提供实时、可视化的火场全貌。鉴于机器学习模型对工程场景的依赖性，本研究严格依据济南黄河隧道的几何结构、环境参数及传感器布设特征构建专用预测模型，提高模型与工程场景参数的匹配程度。

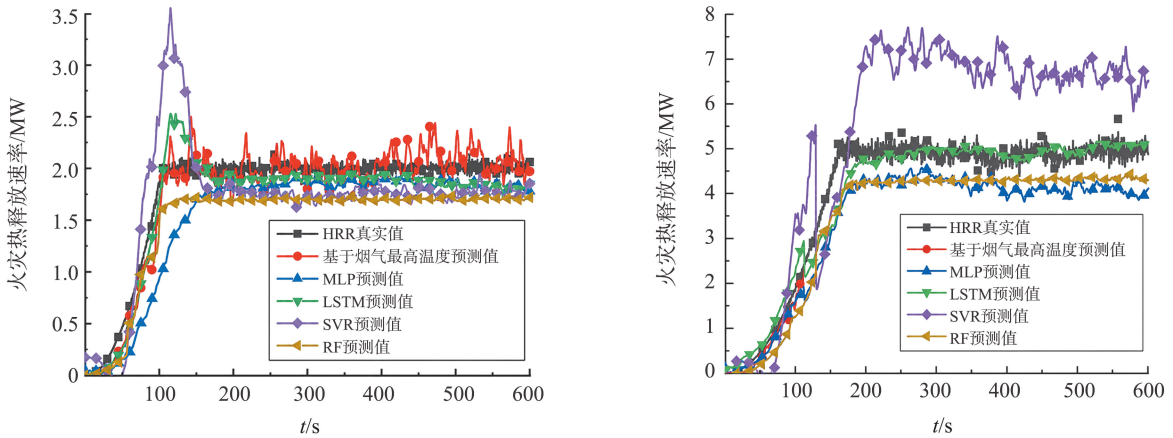
根据表 1 所列火灾模拟结果，提取隧道拱顶不同位置的温度时序数据作为输入特征，以实时热释放速率(HRR)和火源位置作为预测标签，构建火灾态势重构数据库。模型采用 Python 3 编写，其中支持向量回归(support vector regression，SVR)、随机森林(random forest，RF)等传统机器学习模型基于 scikit-learn 平台实现，LSTM 和多层感知机(multi-layer perceptron，MLP)神经网络模型基于 Keras 平台实现。输入和输出数据均采用 MinMaxScaler 归一化至 0~1 范围，以减小不同参数量纲和数值范围差异对模型训练的影响。为降低随机初始化对预测结果的影响，各算法分别独立训练 3 次，并以多次训练结果的平均值作为模型性能评价依据。LSTM 和 MLP 模型采用随机失活(Dropout)正则化方法降低过拟合风险，Dropout 比例设置为 0.1；以均方误差(mean squared error，E_{MS})作为损失函数，采用 Adam优化器更新网络权重，学习率设置为 0.01，最大迭代次数为 200。通过比较不同隐藏层数量和神经元组合下模型在测试集上的表现，最终选取兼顾预测精度和稳定性的网络结构。典型模型参数如表 3 所示。

表 3 典型机器学习模型参数设置

Table 3 Hyperparameter settings of the typical machine learning models

模型	隐藏层结构或主要参数	激活函数	Dropout
LSTM	1 层，80 个神经元	ReLU	0.1
MLP	3 层，[8,8,4]	ReLU	0.1
SVR	kernel = poly，C = 100，degree = 3		

基于上述数据库，本研究对比了 MLP、SVR、RF、LSTM 以及基于烟气最高温度的理论模型对火灾热释放速率的预测性能。采用 E_{MS} 和决定系数(R^2)作为评价指标，其中 E_{MS} 越小表示预测误差越低，R^2 越接近 1 表示预测结果与模拟真值的一致性越高。考虑到实际火灾中火源附近温度传感器可能因高温作用失效，测试过程中分别设置温度数据完整和部分高温测点数据缺失两类数值模拟场景。不同模型在完整数据集和部分高温数据缺失数据集上的实时预测结果如图 8 所示。



(a) 完整数据集　　(b) 部分高温数据缺失数据集

图 8　模型实时预测结果对比

Fig.8　Comparison of real-time model prediction results

由图 8 可知,在温度数据完整条件下,多数模型均能够反映火灾热释放速率的发展趋势,其中 LSTM 模型预测曲线与模拟真值整体吻合;在部分高温测点数据缺失条件下,传统理论模型和 SVR 模型预测结果出现明显偏离,而 LSTM、MLP 和 RF 模型仍能维持连续输出。不同模型的定量评价结果如表 4 所示。

表 4　不同数据完整性条件下典型模型的 HRR 预测性能

Table 4　HRR prediction performance of typical models under different data-completeness conditions

测试条件	模型	E_{MS}	R^2/%
完整数据,PHRR 为 1~2 MW	LSTM	0.015	95.9
	MLP	0.022	94.1
	RF	0.049	86.7
	SVR	0.090	75.6
	理论模型	0.052	90.1
部分高温测点数据缺失,PHRR 为 3~5 MW	LSTM	0.129	93.7
	MLP	0.146	92.9
	RF	0.392	81.0
	SVR	4.270	<0
	理论模型	9.309	<0

由表 4 可知,在温度数据完整的 1~2 MW 测试集中,LSTM 模型的 E_{MS} 为 0.015,R^2 达到 95.9%,预测性能优于 MLP、RF 和 SVR 模型。在部分高温测点数据缺失的 3~5 MW 测试集中,LSTM 模型的 E_{MS} 增至 0.129,但 R^2 仍达到 93.7%;MLP 和 RF 模型的 R^2 分别为 92.9% 和 81.0%,而 SVR 和理论模型的 R^2 均降为负值。数据缺失使 LSTM 模型的 E_{MS} 有所增加,但决定系数仅下降 2.2 个百分点,表明其能够利用剩余测点及历史时序信息维持较稳定的预测结果,对部分传感器失效具有一定适应能力。

综合图 8 和表 4 的结果,LSTM 模型在本研究测试条件下表现出较好的预测性能。因此,本研究选取 LSTM 作为火灾态势重构的核心算法。与依赖完整监测数据的传统理论模型相比,该方法能够在部分高温传感器数据丢失的情况下,利用剩余测点和历史时序特征持续反演火源位置与热释放速率,减小设备损坏造成的信息中断影响。

本模块进一步通过建立传感器监测数据与火场宏观状态之间的非线性映射关系,将离散温度数据转化为火源位置、热释放速率和温度场分布等连续火灾态势信息。在实际应用中,系统将实时采集的温度时序数据输入训练完成的 LSTM 模型,动态更新火灾发展状态,并通过可视化场景展示火源中心、高温区域范围及烟气蔓延趋势,为通风控制、人员疏散和应急救援决策提供依据。

在实际应用中,一旦火灾发生,火灾态势重构模块接收火情监控预警模块输出的报警区域及监测数据,通过 LSTM 模型实时预测火源位置、热释放速率及火场发展趋势,重构后的可视化场景可直观展示火源中心、高温区域范围及烟气蔓延趋势,同时为动态应急疏散模块提供火场信息。

5　动态应急疏散模块

为应对济南黄河隧道火灾条件下复杂的人员疏散问题,本研究构建具备实时响应能力的动态应急疏散模块。隧道作为封闭地下空间,疏散路径相对单一,火灾发生后烟气蔓延、能见度下降及 CO 等有毒气体积聚均会影响人员对出口位置和疏散方向的判断。同时,人员从发现火情到开始疏散存在一定反应时间,不同人员的移动速度和路径选择也会随火灾环境变化而动态调整。因此,隧道火灾疏散不仅是路径规划问题,还涉及火灾危险环境与人员行

为之间的动态耦合。

火灾发生后,受火势、烟气及交通拥堵影响,部分位于火源下游的车辆无法继续驶离隧道,车内人员需弃车后步行前往横通道疏散出口,因此有必要对该区域人员疏散过程开展风险评估。针对传统静态预案难以适应人员分布和火场环境持续变化的问题,本研究结合济南黄河隧道结构参数、横通道位置及实时火灾态势,建立基于动态监测反馈的隧道人员疏散仿真推演技术,并在此基础上形成动态应急疏散模块,持续更新疏散策略,其技术框架如图 9 所示。

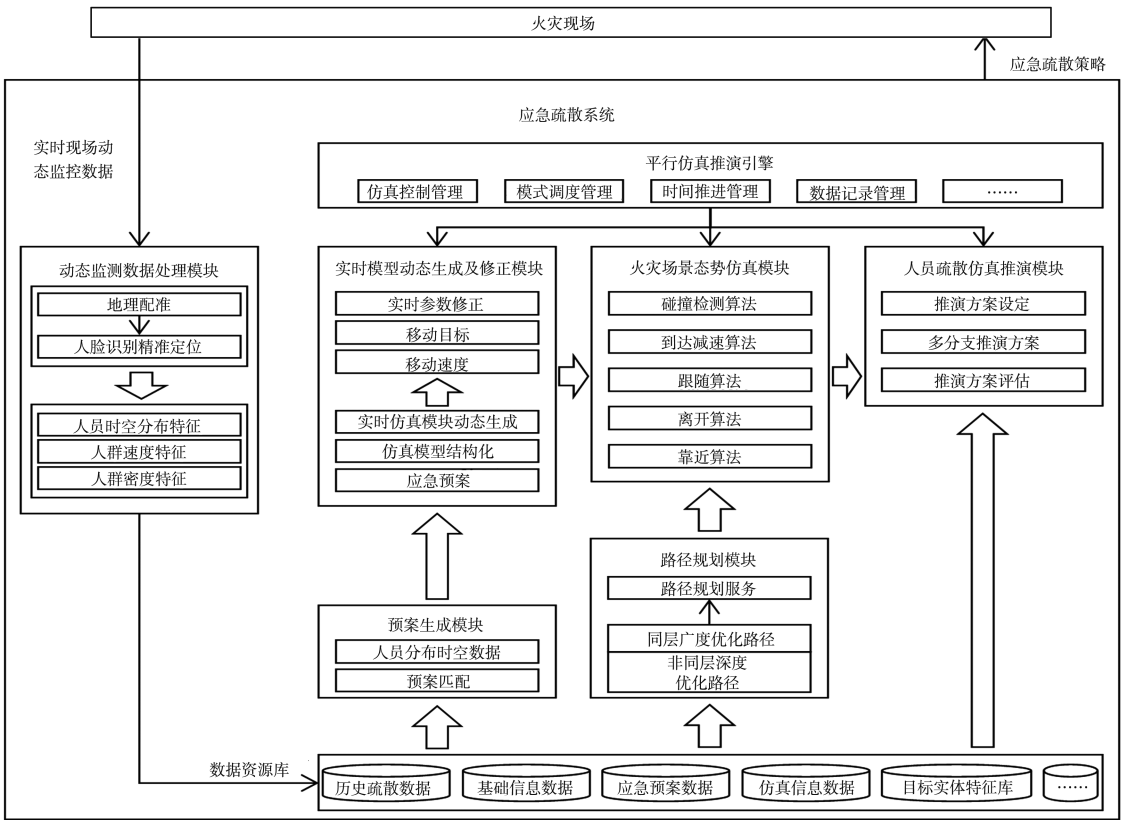


图 9 黄河隧道动态应急疏散模块框架

Fig.9 Framework of the dynamic emergency evacuation module for the Yellow River Tunnel

基于多智能体方法,将疏散人员表示为具有独立感知、反应、移动和路径选择能力的智能体,并将智能体动力学模型与微观行为规则相结合。模型除考虑人员位置、密度、基础行走速度和碰撞避让外,还引入人员反应时间以及火灾危险环境对行为的动态影响。在路径选择方面,模型将高温区、低能见度区和高浓度有毒气体区域赋予较高通行代价;当危险水平超过设定限值时,将相应区域设置为不可通行区域。人员根据当前位置、横通道距离、局部能见度、邻近人员运动方向及危险场分布动态更新目标点,从而模拟火灾过程中人员因视线受阻、跟随他人、绕避烟气或误判出口方向而产生的路径变化。模型同时记录人员在高温、烟气和有毒气体环境中的累计暴露过程,用于识别尚未到达疏散出口但已面临较高危险的人员。

模型通过环境初始化、火灾危险场导入、人员行为模拟、动态寻路和风险评价等步骤,实现火灾环境与人员疏散过程的同步推演(见图 10)。其中火灾态势重构模块输出的温度场、烟气分布、能见度及 CO 浓度等信息作为动态输入,实时更新人员疏散状态。

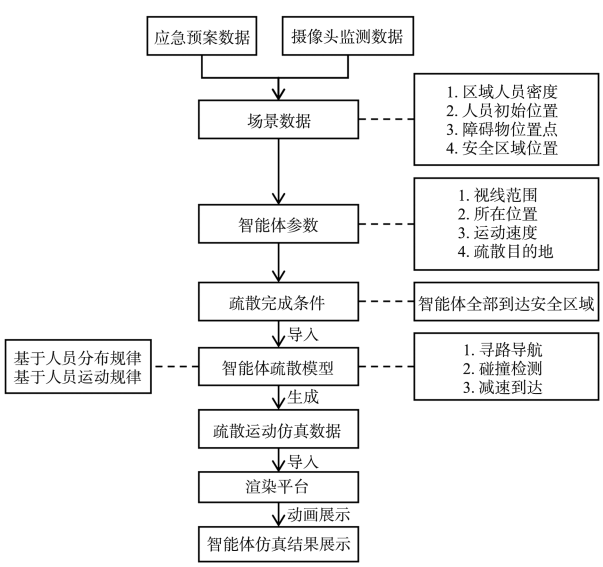


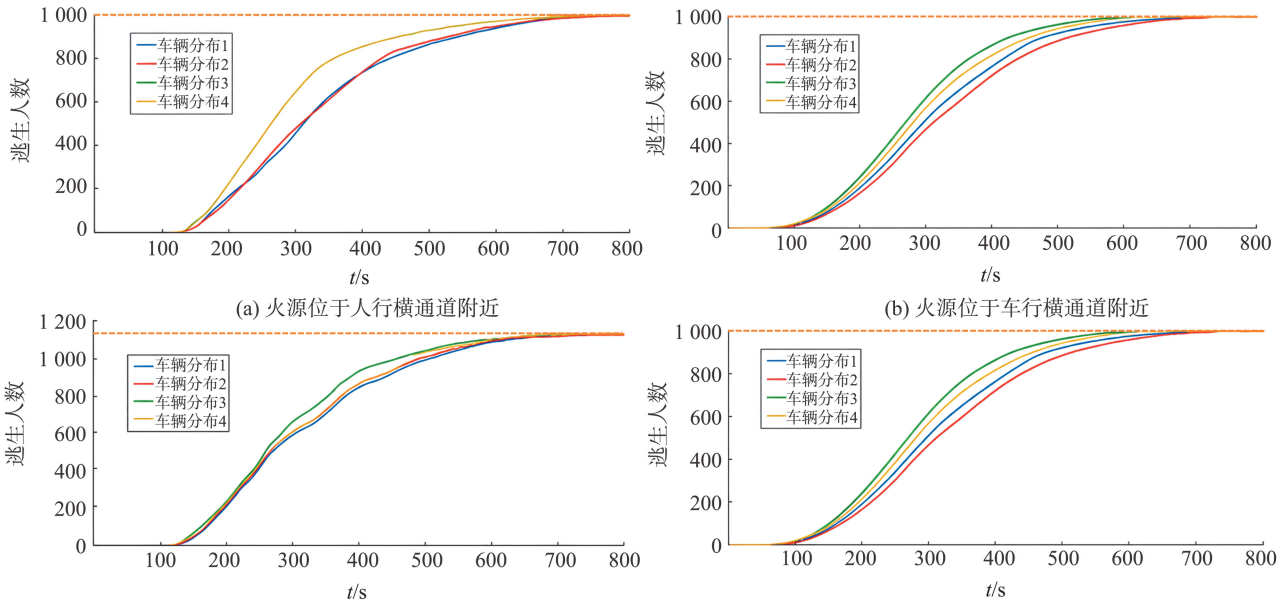
图 10 火灾现场疏散仿真流程

Fig.10 Evacuation simulation process at fire scenes

为验证模型在车辆滞留条件下的适用性,本研

究截取单向三车道、长度 500 m 的拥堵区段开展人员疏散仿真。火灾场景设置为典型小客车火灾，峰值热释放速率取 5 MW，采用中速 t^2 增长模式，纵向通风速度取 2 m/s。火灾危险场由数值模拟获得，并随时间动态更新温度、烟气、能见度和 CO 浓度分布。人员从车辆下车开始疏散，到进入横通道出口视为疏散成功。考虑火源位置及车辆分布差异，共设置 4 种火源位置和 4 种车辆分布，形成 16 组典型工况。火源位置对应车行或人行横通道设置；车辆分布综合考虑车型组成、载员数量及车辆密度差异。

16 组工况的累计疏散人数-时间曲线如图 11 所示。仿真结果表明，不同火源位置和车辆分布会影响疏散初期人员释放速率及局部拥堵程度。各工况总疏散时间介于 654～780 s 之间，均小于 15 min 安全阈值，说明在所设置火灾场景下，现有横通道布置能够满足人员疏散要求，整体风险处于可接受范围。



(a) 火源位于人行横通道附近　(b) 火源位于车行横通道附近

(c) 火源位于人行横通道和车行横通道中间　(d) 火源位于车行横通道和人行横通道中间

图 11　不同疏散出口距离下人员疏散过程曲线

Fig.11　Evacuation curves under different scenarios

为进一步分析人员行为特征，对典型工况下的人员疏散轨迹进行跟踪，结果如图 12 所示，部分人员在弃车后未能立即朝最近横通道移动，而是首先向安全隧道侧壁方向行进，在接触侧壁后再逐渐修正至正确疏散路径。该现象会增加实际疏散距离，从而延长整体疏散时间。其主要原因在于：一方面，部分人员与最近横通道距离较远，增加了路径选择难度；另一方面，火灾导致隧道内烟气积聚、能见度下降，使人员难以及时识别横通道位置和正确疏散方向，从而产生路径误判行为。

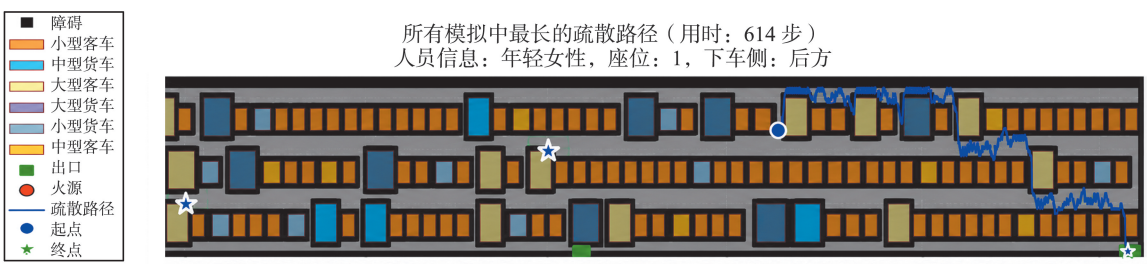


图 12　典型人员疏散轨迹及路径修正过程

Fig.12　Typical evacuation trajectories and route correction process

针对传统应急预案静态化、针对性不足的问题，本研究进一步建立基于人员时空分布相似度匹配的动态预案生成机制。系统首先通过视频分析获取实时人员分布信息，并与预案知识库中的历史场景进行相似度匹配；随后结合当前火灾态势开展快速多智能体仿真推演。方案评价不仅考虑总疏散时间，还综合考虑危险区域暴露人数和局部拥堵程度等指标，从而优选出适应当前火灾场景的疏散方案。其生成过程如图 13 所示。

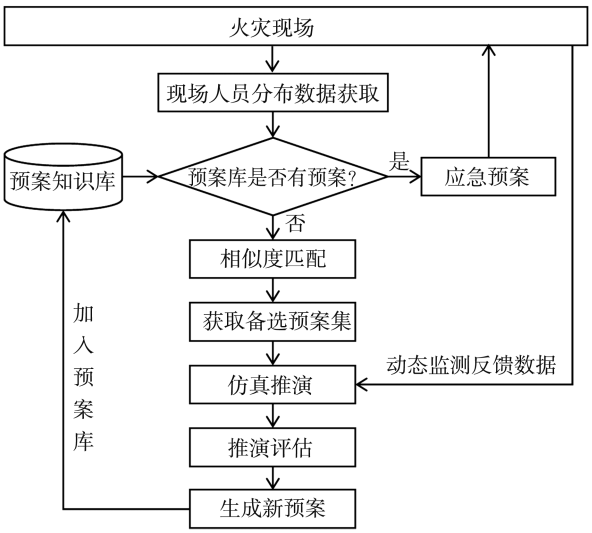


图 13 动态人员疏散预案的生成过程

Fig.13 Generation process of dynamic personnel evacuation plans

通过引入火灾危险环境与人员行为的动态耦合机制,本模块实现了从固定路线疏散向实时动态决策的转变。相较于传统静态预案,该方法能够根据火灾发展过程和人员分布变化动态调整疏散路径,降低烟气、高温和能见度下降对人员疏散的不利影响,为隧道火灾条件下的应急指挥提供更具针对性的决策支持。

6 系统应用验证

鉴于济南黄河隧道已开通运营,不具备开展火灾试验的条件,本研究于同济大学嘉定校区多灾害防控工程馆实体隧道中部署了所述隧道智慧防灾系统,并开展火灾疏散试验,以检验系统的应用效果(见图 14)。

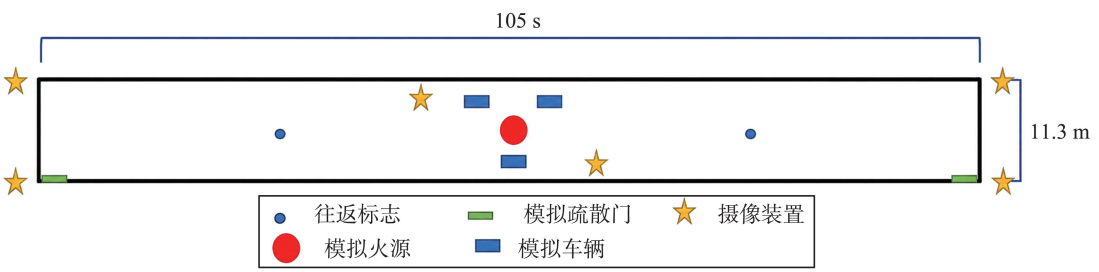


图 14 多灾害防控工程馆实体隧道

Fig.14 Tunnel lab of the multi-disaster prevention and control engineering hall

同济大学多灾害防控工程馆实体隧道具备与实际隧道相似的结构和环境条件,能够为系统验证提供可靠的测试平台。此外,该试验通过模拟典型火灾场景和人员疏散过程,对系统的火灾检测、态势推演、动态疏散引导等核心功能进行综合验证,为系统应用提供试验依据。

在隧道中部设置火灾规模为 1 MW 的油池火来模拟火灾,并征集了 30 名疏散人员开展疏散试验,试验主要用于验证系统在实体环境下的信息采集、状态推演和疏散引导流程,火灾规模和人员数量根据试验条件进行设置。所有参与者在试验前均未进入过该隧道,对其布局及出口位置不了解。通过皮尺、反光胶带与路障等设施模拟火灾事故中滞留的 3 辆汽车及 2 个逃生出口。鉴于试验隧道长度有限,在隧道内设置两个折返点,要求人员抵达折返点后掉头疏散,以模拟火源距出口不同距离的工况,如图 15 所示。试验人员被均匀分配至各滞留车辆内。试验开始前,工作人员在隧道中布置油池火与烟饼(用于模拟火灾烟气),参与者则提前到达指定位置待命。



(a) 总体布置示意图



(b) 模拟逃生出口



(c) 模拟受阻车辆



(d) 折返点

图 15 火灾试验场地布置

Fig.15 Layout of the fire test site

试验开始时,工作人员点燃火源。约 2 s 后,系统成功识别到火灾并发出报警,同步推演火灾态势(见图 16)及动态生成人员疏散路线。试验人员依据生成的路线指引进行疏散,疏散过程如图 17 所示。

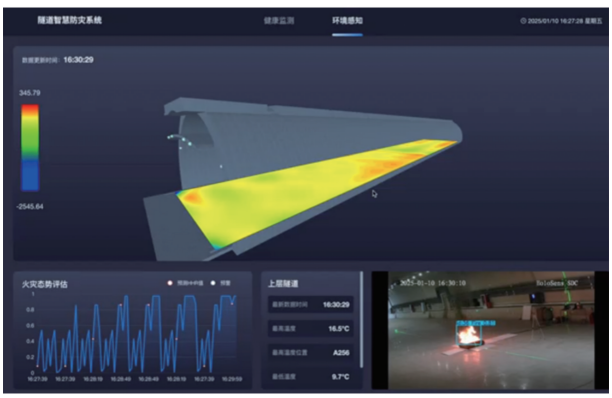


图 16　隧道智慧防灾系统

Fig.16　Intelligent disaster prevention system for the tunnel

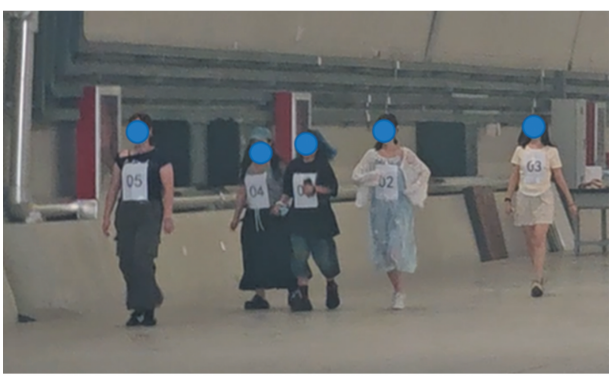


图 17　人员疏散过程

Fig.17　Personnel evacuation process

后续通过分析疏散视频统计疏散时间如表 5 所示。结果表明,受阻人员在系统生成的疏散路线指引下,均在较短时间内完成疏散,未出现迷失方向或疏散混乱的现象。

表 5　人员疏散时间

Table 5　Personnel evacuation time　　单位:s

试验工况	人员疏散时间		总时间
	出口 1	出口 2	
1	30.44	32.86	32.86
2	41.08	40.93	41.08
3	35.97	31.67	35.97
4	18.56	21.09	21.09
5	24.03	25.61	25.61

本次试验验证了济南黄河隧道智慧防灾系统各模块的协同运行能力。试验过程中,系统能够完成火灾识别、火灾态势推演及动态疏散路线生成等关键流程,并为人员疏散提供有效路径指引。后续可依托济南黄河隧道实际运营场景开展系统现场测试,结合实际监测数据和应急演练结果对模型参数及功能模块进行优化,进一步提升系统在复杂工程环境下的可靠性与应用能力。

7　结论

(1) 构建环境参数感知模块,融合温度、CO 浓度、能见度、风速和车流量等监测数据,采用 Mamdani模糊推理综合历史基线与短时车流预测结果,实现隧道污染状态分级判定及相应通风调控指令输出。

(2) 建立火情监控预警模块,采用 GA-BP 网络提取温度、烟气和气体浓度等多源参数的变化特征,并结合模糊决策输出分级预警。在典型模拟工况下,模型于点火后 50 s 达到报警判据,较传统温差阈值法提前约 20 s。

(3) 提出基于 LSTM 网络的火灾态势重构方法,以多测点温度时序数据为输入,预测火灾热释放速率和火源位置。完整数据和部分高温测点缺失条件下,HRR 预测决定系数分别为 95.9%和 93.7%,表现出一定的数据缺失适应能力。

(4) 构建火灾危险环境与人员行为耦合的多智能体疏散模型,综合考虑人员反应时间、烟气、能见度、CO 浓度及交通拥堵等因素。针对 4 种火源位置和 4 种车辆分布开展 16 组仿真,总疏散时间为654~780 s。

(5) 在实体隧道内采用 1 MW 油池火和 30 名参与者开展系统验证试验,检验火情识别、态势推演及动态疏散指引等功能。各工况总疏散时间为 21.09~41.08 s,验证系统在该试验条件下的协同运行能力。后续可结合济南黄河隧道现场测试进一步优化。

参考文献:

[1] 郭志国, 李益锌, 周令剑, 等. 公路隧道火灾应急技术研究现状与展望[J]. 隧道与地下工程灾害防治, 2024, 6(2): 13-24.
Guo Zhiguo, Li Yixin, Zhou Lingjian, et al. Current situation and prospect of fire emergency technology research in highway tunnel[J]. Hazard Control in Tunnelling and Underground Engineering, 2024, 6(2): 13-24.

[2] 李岩, 蓝翎源, 单宇, 等. 基于 BKA 的电缆隧道烟雾探测系统优化布置方法[J/OL]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2025-06-19. https://link.cnki.net/urlid/10.1999.TM.20250618.1757.002
Li Yan, Lan Lingyuan, Shan Yu, et al. A optimized lay-

out method for smoke detection systems in cable tunnels based on BKA[J/OL]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2025-06-19. https://link.cnki.net/urlid/10.1999.TM.20250618.1757.002

[3] 于海成, 田羽, 李庆健, 等. 基于红外图像和目标检测的露天矿火灾探测技术[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(增刊 1): 212-218.
Yu Haicheng, Tian Yu, Li Qingjian, et al. Fire detection technology in open-pit mines based on infrared images and target detection[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(S1): 212-218.

[4] 杨淞成, 鲍玉朋, 赵兰明. 基于黏度特征气体探测识别方法实验研究[J]. 消防科学与技术, 2020, 39(2): 243-246.
Yang Songcheng, Bao Yupeng, Zhao Lanming. Gas detection and identification method based on viscosity characteristic[J]. Fire Science and Technology, 2020, 39(2): 243-246.

[5] 胡燕, 王慧琴, 张国飞, 等. 基于视频图像的远程火灾探测系统[J]. 计算机工程, 2013, 39(3): 279-284.
Hu Yan, Wang Huiqin, Zhang Guofei, et al. Remote fire detection system based on video image[J]. Computer Engineering, 2013, 39(3): 279-284.

[6] 颜礼彬. 基于独立分量分析和颜色特征的视频火焰图像分割法[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(4): 149-152.
Yan Libin. Flame image segmentation method based on independent component analysis and color characteristics[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(4): 149-152.

[7] Jeon M, Choi H S, Lee J, et al. Multi-scale prediction for fire detection using convolutional neural network[J]. Fire Technology, 2021, 57(5): 2533-2551.

[8] Wu S X, Zhang L B. Using popular object detection methods for real time forest fire detection[C]//2018 11th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID). Hangzhou, China: IEEE, 2018: 280-284.

[9] Wu Y, Bakar M Z A. Control of smoke flow in tunnel fires using longitudinal ventilation systems: a study of the critical velocity[J]. Fire Safety Journal, 2000, 35(4): 363-390.

[10] 雷文君, 郭丽丽, 赵旭明, 等. 补风方式对地铁隧道火灾烟气控制效果的研究[J]. 隧道与地下工程灾害防治, 2025, 7(2): 31-41.
Lei Wenjun, Guo Lili, Zhao Xuming, et al. Study on the effect of makeup air supplementation on fire smoke control in subway tunnel[J]. Hazard Control in Tunnelling and Underground Engineering, 2025, 7(2): 31-41.

[11] Lee S R, Ryou H S. An experimental study of the effect of the aspect ratio on the critical velocity in longitudinal ventilation tunnel fires[J]. Journal of Fire Sciences, 2005, 23(2): 119-138.

[12] Li Y Z, Ingason H. Effect of cross section on critical velocity in longitudinally ventilated tunnel fires[J]. Fire Safety Journal, 2017, 91: 303-311.

[13] 黄超. 平安隧道救援站排烟模式与人员疏散研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2015: 51-60.
Huang Chao. Study on smoke extraction mode and evacuation of Ping An Railway Rescue Station[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2015: 51-60.

[14] 王明年, 李琦, 于丽. 长大铁路隧道紧急救援站疏散设施设计参数研究[J]. 隧道建设, 2017, 37(3): 285-290.
Wang Mingnian, Li Qi, Yu Li. Study of design parameters of evacuation facility of emergency rescue stations in long railway tunnel[J]. Tunnel Construction, 2017, 37(3): 285-290.

[15] 樊雯婧. 井下火灾多救护队救援路径优化的群智能算法研究[D]. 西安:西安建筑科技大学, 2014: 11-40.
Fan Wenjing. Swarm intelligence algorithm research on mine fire rescue path optimization with multiple rescue team[D]. Xi′an: Xi′an University of Architecture & Technology, 2014: 11-40.

[16] 黄莺, 郑雪琳, 赵鑫. 基于改进蚁群算法的展览馆火灾疏散路径研究[J]. 消防科学与技术, 2023, 42(10): 1362-1369.
Huang Ying, Zheng Xuelin, Zhao Xin. Research on fire evacuation path of exhibition hall based on improved ant colony algorithm[J]. Fire Science and Technology, 2023, 42(10): 1362-1369.

[17] JTG D70/2—2014 公路隧道设计规范第二册交通工程与附属设施[S].

[18] JTG/T 3661—2025 公路隧道交通工程与附属设施施工技术规范[S].

[19] 何应道, 郭超, 沈奕, 等. 大型多功能隧道火灾烟气流动特性数值模拟研究[J]. 现代隧道技术, 2021, 58(增刊 1): 536-540.
He Yingdao, Guo Chao, Shen Yi, et al. Numerical simulation study on fire smoke flow characteristics in large multi-functional tunnel[J]. Modern Tunnelling Technology, 2021, 58(S1): 536-540.

(编辑:宋艳)