

DOI: 10.13382/j.jemi.B2206115

融合 LSTM 和改进 A* 算法的火灾逃生路径规划方法*

张怀洲 行鸿彦 李浩琪 梁欣怡 李胤演

(南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

摘要:本文针对高温环境下传感器节点存在误报、漏报、工作状态异常等问题,提出了融合长短时记忆网络模型(long short term memory, LSTM)和改进 A* 算法的火灾逃生路径规划研究方法。根据 LSTM 自适应学习火灾实时态势信息,建立异常节点数据预测模型,实现异常节点的温度、一氧化碳浓度等威胁态势的预测;基于室内火灾实时态势信息,搭建火势威胁态势蔓延模型,利用改进的 A* 算法动态规划逃生路径,获取异常情况下火灾最佳安全逃生路径。结果表明,该方法在不同火灾时期均能规划出最佳安全逃生路径,为人员的撤退争取宝贵的时间,具有实际应用价值。

关键词: LSTM 神经网络模型;火势威胁态势蔓延;逃生路径规划

中图分类号: TP399; TN911 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Fire escape path planning method based on LSTM and improved A* algorithm

Zhang Huaizhou Xing Hongyan Li Haoqi Liang Xinyi Li Yinyan

(School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: Aiming at the problems of false alarms, missing alarms and abnormal working status of sensor nodes in high temperature environment, this paper proposes a fire escape path planning research method combining LSTM and improved A* algorithm. According to the LSTM, the real-time fire situation information was adaptive learned, and the abnormal node data prediction model was established to predict the threat situation of abnormal nodes, such as temperature and carbon monoxide concentration. Based on the real-time situation information of indoor fire, the fire threat situation spread model was built, and the improved A* algorithm was used to dynamically plan the escape path to obtain the best safe escape path under abnormal conditions. The results show that this method can plan the best escape path in different fire periods, and gain valuable time for the evacuation of personnel, which has practical application value.

Keywords: LSTM neural network model; fire threat situation spread; escape path planning

0 引言

随着《“十四五”国家消防工作规划》的提出,在各类事故隐患和安全风险层出不穷,应急救援难度越来越高的情况下,加快推进消防治理体系和能力现代化是引领消防改革发展的关键^[1]。目前消防任务覆盖范围越来越广,但火灾救援依旧是出警概率最高的救援任务。特别是近几年大型综合建筑不断涌现,建筑火灾的比例呈上

升趋势,死亡概率相对较高^[2],对人员的生命财产安全和国民经济发展构成重大威胁。在人员聚集的大型建筑物中,一旦发生火灾,被困人员能否在安全疏散时间内撤离火区,能否最大限度地减少火灾人员伤亡,一直是建筑火灾应急救援研究领域亟待解决地重要问题^[3]。

目前国内外学者们对火灾逃生路径规划的研究取得了一些成果。程鹏举等^[4]提出扩展 A* 算法规划火灾逃生路径,解决传统 A* 算法因在某位置存在多个最小代价值而导致规划非最佳路径问题;贾进章等^[5]提出基于遗

收稿日期: 2022-12-12 Received Date: 2022-12-12

* 基金项目: 国家自然科学基金(62171228)、国家重点研发计划(2021YFE0105500)项目资助

传-蚁群算法规划火灾逃生路径,基于遗传算法快速全局搜索,利用正反馈机制优化蚁群算法,缩短搜索时间,提高逃生效率;梁江涛等^[6]以逃生最短时间为主要目标,以火灾产物、人群密度、逃生速度为主要因素,构建基于蚁群算法的人员逃生路径模型;李海等^[7]将动态风险图与改进的 A* 算法结合,以定期更新的动态风险图为仿真环境,根据航迹偏离度和危险值等约束条件,构造 A* 算法的代价函数,实现航迹路径动态规划;李珊珊等^[8]通过组合优化蚁群算法,解决了多起点、多待救援点、多终点的联合应急救援实时路径规划问题;Ji 等^[9]通过建立船舶火灾模拟模型,图形化分析火灾蔓延模拟实验数据,获取各监测节点的温度、CO 浓度以及烟雾浓度的变化规律,并以此为基础,构建火灾实时风险综合评价指标体系,根据火灾蔓延规律生成导航网格,利用改进的 A* 算法规划逃生路径;Goodwin 等^[10]依托大型建筑物,将蚁群算法和真实火灾动力学模拟器结合,实现静态和动态的安全逃生路径规划;Wang 等^[11]提出了基于建筑信息模型 (building information modeling, BIM) 的实时动态逃生路径预测分析方法,利用火灾动态模拟器模拟火势蔓延,分析 BIM 模型的模拟数据,利用 Dijkstra 算法规划最短逃生路径,并根据自由传播数据动态修正逃生路径,输出最优单人逃生路径。多人逃生路径规划则通过根据逃生速度预测是否会出现拥堵,如果出现拥堵,将进行相应的疏散过程,进而解决复杂建筑火灾逃生路径研究存在多人逃生出现拥堵问题;Peng 等^[12]通过疏散分析模型,自动生成路径规划算法与评估过程,构建可自学习迭代的初级策略神经网络模型,同时嵌入了动态算法来模拟建筑中所有人员之间的相互影响。上述研究虽已考虑火灾逃生路线的动态规划,分析影响逃生路径的因素,但未考虑火灾高温环境这一实际情况,传感器节点存在误报、漏报、工作状态异常问题,一旦传感器节点发生故障,可能导致逃生路线规划中断,无法及时安全逃生。

为此,本文提出了融合 LSTM 和改进 A* 算法的火灾逃生路径规划研究方法,依据 LSTM 神经网络模型预测异常节点火灾实时态势信息,基于室内火灾实时态势信息,构建室内火灾威胁态势蔓延模型,利用改进的 A* 算法动态规划逃生路径,获取最佳火灾安全逃生路径。

1 基于 LSTM 的异常节点数据预测模型

在复杂的火场环境下,传感器节点异常的意外情况不可避免,节点火灾态势实时信息的缺失,会严重影响后续的逃生路径规划。因此,本文通过建立基于 LSTM 的异常节点数据预测模型,解决节点工作状态异常引起数据缺失的隐患问题。考虑到火灾实时态势信息具有连续时间序列的特征,采用长短时记忆网络模型 (long short

term memory, LSTM) 对异常节点的多种火灾态势实时信息进行预测,保障后续逃生路径的规划。

1.1 LSTM 神经网络算法

LSTM 神经网络是循环神经网络的一种特殊形式,具备了对时间序列具有良好的分析能力,能够分析时间序列隐藏的数据关系,解决了普通循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 无法长时间记忆信息的缺点^[13],其结构如图 1 所示。考虑到火灾实时态势信息为一串时间序列,完全可以采用 LSTM 神经网络预测补充异常节点的火灾态势实时信息^[14-16]。

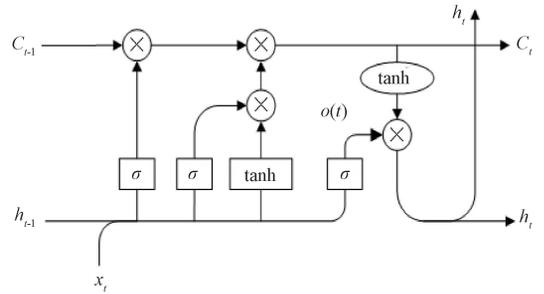


图 1 LSTM 神经网络模型结构

Fig. 1 LSTM neural network model structure

假设火灾实时态势信号 x_{i_1}, x_{i_2} 分别代表温度、CO 浓度。LSTM 神经网络模型主要通过“门”搭建,每个“门”都是选择通过有效的信息,主要由 Sigmoid 函数和一个点乘运算构成,其中 Sigmoid 函数的输出是 $[0, 1]$ 的实数向量。当输出区间为 0 时,输入信息与 0 点乘,表示完全遗忘数据,即不可通过;当输出区间为 1 时,输入数据则与 1 点乘,表示数据已被记忆保存,即可通过选择。此外,每个 LSTM 单元都由遗忘门 f_i , 输入门 i_i 和输出门 o_i 构成^[17]。

$$f_i = \sigma(W_f \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_f) \quad (1)$$

$$i_i = \sigma(W_i \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_i) \quad (2)$$

$$\tilde{C}_i = \tanh(W_C \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_C) \quad (3)$$

$$C_i = f_i \cdot C_{i-1} + i_i \cdot \tilde{C}_i \quad (4)$$

$$o_i = \sigma(W_o \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_o) \quad (5)$$

$$h_i = o_i \cdot \tanh(C_i) \quad (6)$$

其中, x_i 为新输入的火情实时态势信号; h_{i-1} 表示上一个单元信息; W_f, W_i, W_o 则分别表示遗忘门 f_i 、输入门 i_i 和输出门 o_i 的权重矩阵; b_f, b_i, b_o 表示遗忘门 f_i 、输入门 i_i 和输出门 o_i 的偏置项; σ 为 Sigmoid 函数; W_C 为单元状态的权重矩阵。 C_i 为单元状态信息。

1.2 LSTM 模型结构的确定

实验选取 480 组中国标准明火 SH4 火灾的 CO 浓度数据作为样本数据,其中训练集选用 400 组数据,测试集

则选用 80 组数据。通过控制变量方法,分析网络的预测性能的影响因素,以此确定最佳神经网络模型结构。实验选用 tanh 函数作为激活函数,损失函数通过均方误差表现,网络模型的评价指标则通过 10 轮的损失函数的平均值表现,如式(7)所示。

$$\text{loss}_{av} = \frac{\sum_{i=1}^{10} \text{loss}_i}{10} \quad (7)$$

由表 1 分析得出,当其他影响因素恒定不变时,模型测试时间随着时间步长的增加而减小,但当时间步长只有为 15 时,均方根误差达到最小,此时网络模型性能达到最佳;对于网络隐藏层的测试分析,发现网络性能随着隐藏层数的增加而提高,但隐藏层数达到某个参数时,模型预测性能趋于稳定,此时只会增加实验测试时间;同样对神经元数量的影响测试分析,发现网络性能随着神经元的数量增加而提高,测试时间同样随之增加。

经实验测试分析,确定神经网络模型结构参数,每层网络的隐藏层数、时间步长和隐藏层神经元数分别为 3、15 和 125。

1.3 LSTM 神经网络预测模型性能测试

根据上述分析确定的网络模型结构,选取中国标准明火 SH4 数据作为实验样本数据,对 LSTM 神经网络模型的性能进行测试。通过对数据预处理,生成 400 组训练集和 80 组测试集,将温度 T 、一氧化碳(CO)浓度等火灾实时态势信息作为神经网络模型的输入,模型结构采

表 1 不同参数下 LSTM 网络的测试结果比较

Table 1 Comparison of test results of LSTM network under different parameters

其他参数	时间步长	隐藏层数	神经元数	均方误差	测试时长/s
隐藏层数=2 神经元数=100	10			0.002 7	0.895
	15			0.001 9	0.805
	20			0.002 3	0.784
时间步长=10 神经元数=100		2		0.002 2	0.785
		3		0.001 6	1.046
		4		0.001 6	1.296
隐藏层数=2 时间步长=10			100	0.002 6	0.735
			125	0.001 9	0.897
			150	0.002 1	1.102

用 3 层隐藏结构,时间步长为 15 以及每层 125 个神经元的神经网络,输出两种火灾实时态势信息的预测值,通过对比火灾实时态势信息的预测值与真实值,测试 LSTM 神经网络预测模型的性能。由图 2 可知,在时间序列上 LSTM 神经网络模型对温度 T 和一氧化碳(CO)浓度的预测值只有少部分的数据与真实值产生微小偏差,总体的拟合度和曲线走势基本一致。同时该网络预测模型预测准确率高,能够达到预期的效果,具备较好的拟合性能。因此,该网络模型符合本文所提出的设计要求,能够在节点工作异常的状态下,建立异常处理机制,为火灾逃生路径规划工作提供可靠的数据支撑。

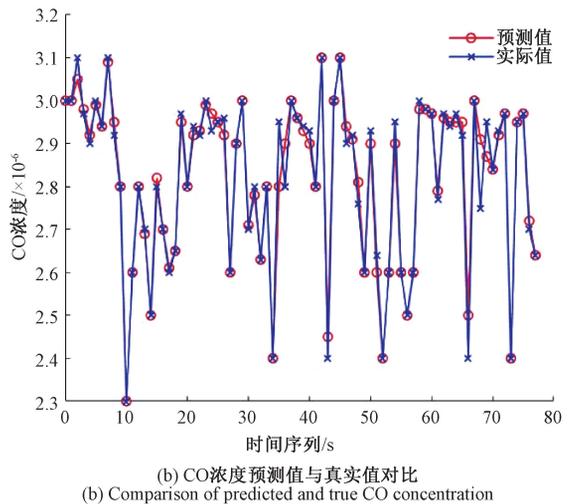
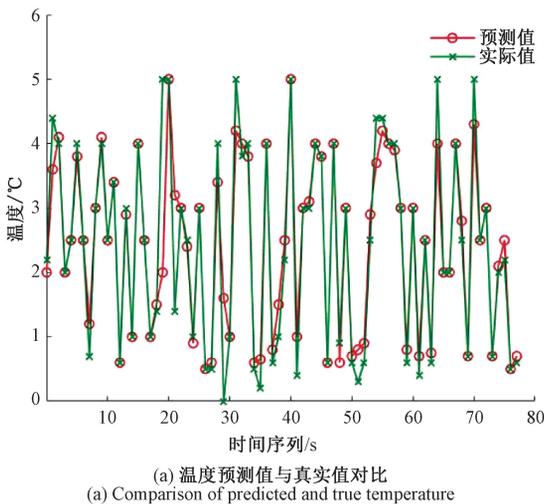


图 2 温度、CO 的预测值与真实值对比

Fig. 2 Comparison of predicted and real values of temperature and CO

2 火势威胁态势蔓延模型

通过火势威胁态势蔓延模型能够反映建筑物内的实

时火灾蔓延情况,是逃生路径规划的重点依据。本文根据各节点火势态势实时信息,通过克里金插值算法,构建火势威胁态势蔓延模型,实时绘制出建筑物内火灾威胁态势二维平面分布演变图,能够简单直观地观察到火势

蔓延趋势。

火灾演变过程主要由火灾初期发生、中期蔓延增长、后期全面发展以及火灾衰减 4 个阶段组成。限于文章篇幅,本文着重分析讨论火灾初期发生、中期蔓延增长、后期全面发展这 3 个阶段的火势蔓延与逃生路径规划。对于危险等级的划分,本文主要依据室内的温度、CO 气体浓度变化趋势,结合火灾中人体对温度和 CO 浓度承受值,划分为 4 个危险等级^[18](见表 2),并以此约束后续安全逃生路径的动态规划与调整。

表 2 火灾危险等级分级表

Table 2 Fire danger rating scale

危险等级	温度/℃	CO 浓度/ $\times 10^{-6}$
安全	<42	<55
潜在危险	42~50	50~200
危险/致人麻木	50~80	200~2 000
极度危险/致人死亡	>80	>2 000

火势蔓延趋势主要通过克里金插值算法求解的建筑区域内各个点的火情属性值绘制的火灾威胁态势演变图呈现,其中而且绘制火势演变图的时间均为 0.1 s 左右,为逃生路径规划提供了实时性保障。克里金插值算法通过空间离散样本之间距离的变化拟合经验半变异函数,基于无偏估计和最优估计,求取权重系数,最后利用各权重系数表达未知点的估计值^[19]。其本质通过区域化变量估算非采样位置的属性值,是一种最有无偏估计的方法^[17]。主要分为两大部分:第 1 部分主要利用变差函数量化已知数据的空间相关性;第 2 部分是通过搜索范围内的领域点构造克里金方程组,求解获取权重系数并加权求和,从而获取待插值点的属性值^[20]。

量化已知数据的空间相关性是克里金技术中最重要的部分,主要包含 3 个步骤:

- 1) 利用已知点的相对位置和属性值获取时延变差函数;
- 2) 根据时延变差函数的散点图形状和地址变量的实际特征从现有的理论变差函数中选取一种或多种;
- 3) 基于现有的拟合算法拟合相匹配的理论变差函数^[21]。

变差函数最终反映所研究变量在空间的随机性和相关性,因此,每个步骤的结果都会影响最终插值结果的准确性。因此,在研究区域内变量 $Z(x)$ 在采样点 $x_i (i = 1, 2, 3, \dots, n)$ 处取值 $Z(x_i)$,未知点变量 $Z^*(x)$ 则由上述 n 个已知变量值加权求和而得,如式(8)所示。

$$Z^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (8)$$

式中: $\lambda_i (i = 1, 2, 3, \dots, n)$ 是要求的权重系数,标识各空间样本观测值对估计值的贡献程度。对于权重系数的求取,需要满足以下两个条件:1) 估计为无偏估计,也就是

偏差的数学期望为 0;2) 为最优估计,即使估计值和实际值之差的平方和最小^[22],满足克里金方程组如式(9)所示。

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \gamma(x_i, x_j) + \mu = \gamma(x_i, x) \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \end{cases} \quad (9)$$

式中: x_i 和 x 分别表示第 i 个样本点和未知点的位置,用于计算半变异函数值 γh ; λ_i 为权重系数; μ 为拉格朗日常数。

求解克里金方程组,即可得到权重系数,再通过式(10)求出未知点的估计值。

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E[Z(x) - Z(x+h)]^2 \quad (10)$$

3 基于改进 A^* 的火灾疏散路径动态规划

A^* 算法是根据 Dijkstra 算法和 BFS 算法演变出的一种启发式搜索算法,在静态环境中可以求解出最短路径^[23-27]。 A^* 算法是在状态空间中的搜索算法,首先对每一个搜索的位置进行评估,得到最佳位置,再从该位置进行搜索,直到搜索到目标,可直接省略大量无价值的搜索路径,提高了搜索效率^[28]。

对于建立的火势威胁态势蔓延模型,需要定义一个综合的估价函数,评估扩展的节点,从而筛选出最佳安全逃生路径。其改进的估价函数 $f(n)$ 为:

$$f(n) = g(n) + h(n) + c(n) \quad (11)$$

其中, $g(n)$ 表示初始节点到待扩展节点 n 的实际代价; $h(n)$ 表示节点 n 到目标节点之间的估计代价值; $c(n)$ 表示路径有效性代价值。

在实际火灾安全撤退过程中,不仅需要考虑逃生路径的长度,同时还要综合人员撤离过程中规避火灾的危险。因此,综合考虑,对上述估价函数中的实际代价设计了以下两个指标,其定义表达为:

$$g(n) = \lambda_1 L_n + \lambda_2 F_n = \lambda_1 \sqrt{(x_n - x_i)^2 + (y_n - y_i)^2} + \lambda_2 F_n \quad (12)$$

式中: L_n 为当前节点 n 到目标节点 i 的距离; F_n 为当前节点处火灾危险系数; x_i 和 y_i 为目标节点的横坐标和纵坐标; $\lambda_j (j = 1, 2)$ 则表示对应指标的权重系数,根据实际需求设置相匹配的系数。

估价函数的确定与实际情况密切相关,逃生路径动态规划会受火势的蔓延新加拐点,影响逃生路径规划的结果。为了减少拐点,同时保证规划最短逃生路径,估计代价 $h(n)$ 采用欧氏距离,其定义如式(13)所示。

$$h(n) = \omega \sqrt{(x_n - x_s)^2 + (y_n - y_s)^2} \quad (13)$$

式中: x_n 和 y_n 为终点位置的横坐标和纵坐标; ω 为转移权重系数,可通过调整该系数的大小,改变估计代价对路径规划的影响;

对于调度指令代价函数的设计定义为:

$$c(n) = \eta \tag{14}$$

式中: η 为该节点逃生路径有效性的权重系数,由 η 数值的大小决定逃生路径是否有效。 η 数值越大,其逃生路径越有效,可由火势威胁态势蔓延模型决定,后台管理人员也通过发出指令判断该逃生路径是否有效。

因此,本文提出了异常处理机制下的基于火势威胁态势蔓延模型的改进 A* 火灾安全逃生路径动态规划的方法。其主要实现步骤如下:1)算法参数初始化,设置初始位置;2)根据火灾规避策略,设置不同危险阈值 T ;3)获取建筑内各节点火灾实时态势信息,判断节点监测数据是否出现异常,是否需要启动异常处理机制方案;4)根据建筑环境信息,建立各楼层平面图,绘制各楼层火情实时演变图,同时大于危险阈值 T 的区域设置为路障点;5)对所处区域点计算估价函数 $f(n)$,搜索最小代价值的区域点作为路径点;6)利用最小二乘法筛选优化搜索得到的路径点集合;7)根据筛选优化所得到的路径点规划逃生路径,并判断该路径是否有效安全,最终输出最佳安全逃生路径。改进的 A* 火灾安全逃生路径动态规划实现流程如图 3 所示。

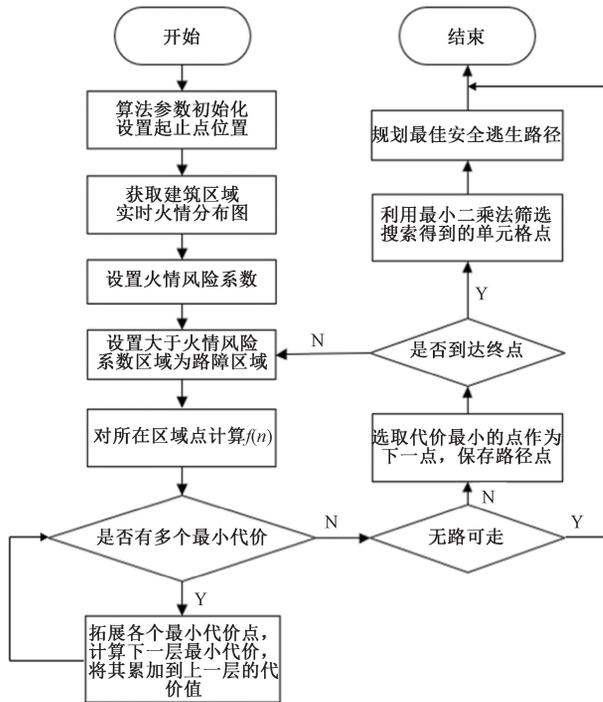


图 3 火灾逃生路径动态规划流程

Fig. 3 Dynamic planning flow chart of fire escape path

4 实验模拟与验证分析

为证明本文所提出方法的合理性与可靠性,本文以某学校教学楼室内着火为背景进行模拟实验。同时为贴合实际火灾环境,采用 FDS 模拟教学楼室内火灾时的实况,教学楼 3D 模型图如图 4(a)所示。实验教学楼的墙、柱、楼梯表面设置为惰性,不参与火灾燃烧。同时设置初始环境参数,其中环境温度为 25 °C,压力为标准大气压,相对湿度 40%,通风风速为 2 m/s,此外,楼层内合理布局设置 8 个传感器节点,起始位置为各房间安全出口,终点位置为 3 个楼梯安全出口,如楼层平面图 4(b)所示。

4.1 火灾安全逃生动态规划路径结果

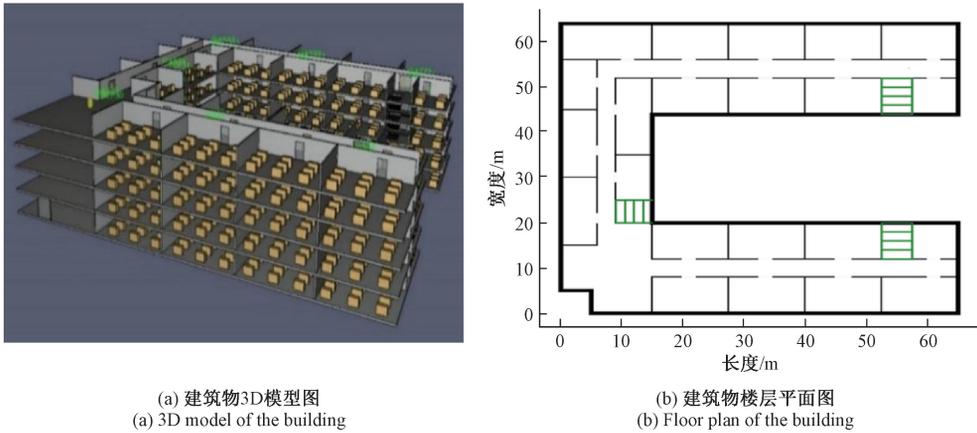
结合 FDS 火灾模拟,假定人员从各个房间安全出口开始逃生,基于火势实时态势,利用改进的 A* 算法进行动态逃生路径规划,寻找最佳逃生路线,同时规避火灾危险区域。限于篇幅,列出火灾发生初期、火灾增长中期、火灾增长后期 3 个阶段的路径动态规划结果,并对其分析讨论。

1) 火灾发生初期

在火灾发生初期,火灾处于小规模燃烧阶段,烟雾、CO 扩散速度较慢,浓度较低,火灾区域覆盖面较小。如图 5 中(a)、(b)图所示,火源位置大致位于(8,10)位置,其周边位置温度为 56 °C 左右,CO 浓度大致为 60×10^{-6} ,均小于人体最大承受值,尚未威胁到人员的身体健康。因此,基于该阶段的火灾实时态势信息,规划以各个房间出口为起点的安全逃生路径规划。该阶段的安全逃生路径规划结果如图 5(c)所示,各个安全出口均未受火灾影响,人员皆能从各个出口撤离火灾事故现场。

2) 火灾增长中期

在火灾增长中期,火势快速蔓延,烟雾、CO 持续扩散,楼道内温度、CO 浓度保持增加。如图 5 中(a)、(b)图所示,火源位置大致位于(8,10)位置,火势已向四周快速蔓延,其周边位置温度已增加到 280 °C 左右,CO 浓度最大值已达到 180×10^{-6} ,超过人体最大承受值,威胁到人员的身体健康。因此,在逃生路径轨迹规划和选择过程中,需要在逃生过程中避开该区域。通过更新通道内温度 T 、CO 火势实时态势信息,重新进行路径规划规划与调整,逃生人员的起点和终点位置依旧保持不变。相比于火灾发生初期,可以发现火灾增长中期的安全逃生路径有效长度明显缩短,此时楼道内临近火源位置的一安全出口(如图 6(c)圆圈标记处)处于火灾危险区域,已不适合安全逃生,其附近起始位置的安全逃生路径已发生部分改变,人员需要从另两个安全出口撤离火灾事故现场,火灾增长中期实验结果如图 6 所示。

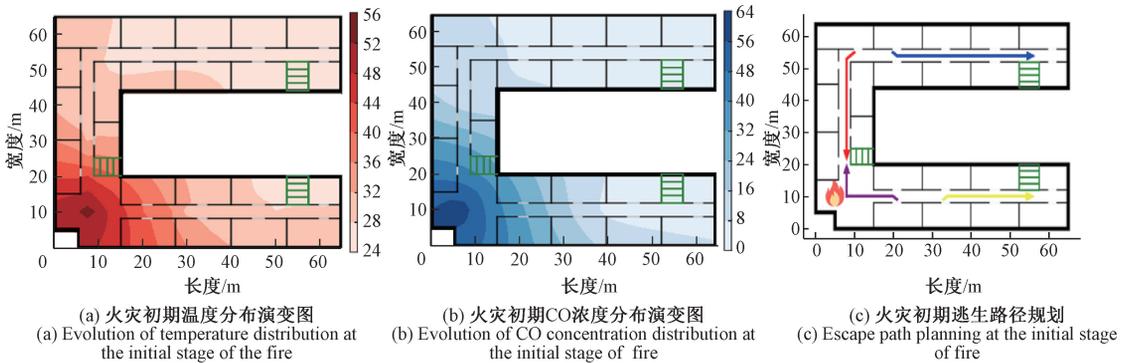


(a) 建筑物3D模型图
(a) 3D model of the building

(b) 建筑物楼层平面图
(b) Floor plan of the building

图 4 建筑物结构图

Fig. 4 Structure map of the building



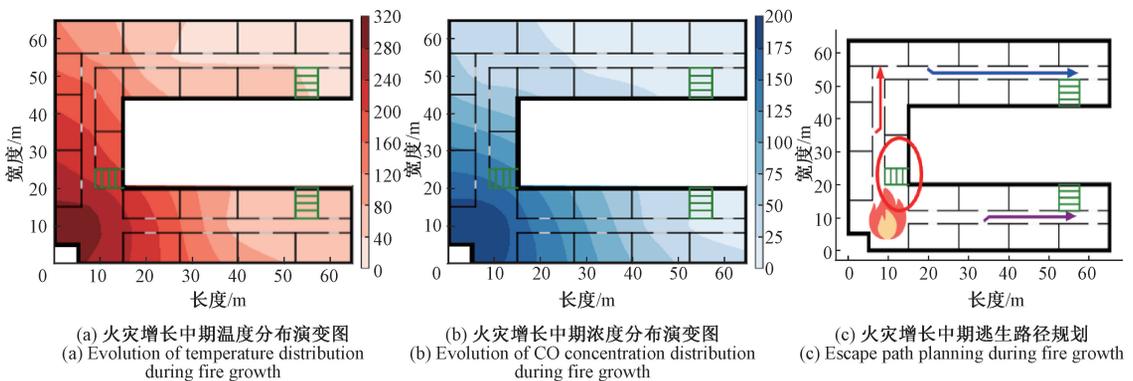
(a) 火灾初期温度分布演变图
(a) Evolution of temperature distribution at the initial stage of the fire

(b) 火灾初期CO浓度分布演变图
(b) Evolution of CO concentration distribution at the initial stage of fire

(c) 火灾初期逃生路径规划
(c) Escape path planning at the initial stage of fire

图 5 火灾发生初期状况

Fig. 5 Initial situation of fire



(a) 火灾增长中期温度分布演变图
(a) Evolution of temperature distribution during fire growth

(b) 火灾增长中期浓度分布演变图
(b) Evolution of CO concentration distribution during fire growth

(c) 火灾增长中期逃生路径规划
(c) Escape path planning during fire growth

图 6 火灾增长中期状况

Fig. 6 Intermediate stage of fire growth

3) 火灾增长后期

随着火灾进一步的蔓延扩散,火势逐渐通过门窗与室外空气形成巨大的对流,楼道内火势覆盖区域进一步扩大,此刻火灾温度和 CO 浓度依旧持续增长。如图 7 中(a)、(b)图所示,火势由火源位置向四周快速扩张,其

周边位置温度最高值已达到 400 °C 左右,CO 浓度最大值为 900×10^{-6} ,超过人体最大承受值,严重威胁到人员的身体健康。在逃生路径规划与调整过程中,依旧采用安全第一的逃生策略,直接避开该区域,该区域视为障碍物而无法通行。通过实验模拟路径规划发现,该阶段所规划

的安全逃生路径,相比于前两个时期,此时逃生路径有效长度大幅度缩短,如图 7(c) 所示。此时楼道内仅有离火灾较远的少部分区域依旧可以安全撤离,绝大部分区域

已处于火灾覆盖范围内,该区域的被困人员不适合主动安全逃生,需及时联系消防员前来救援。

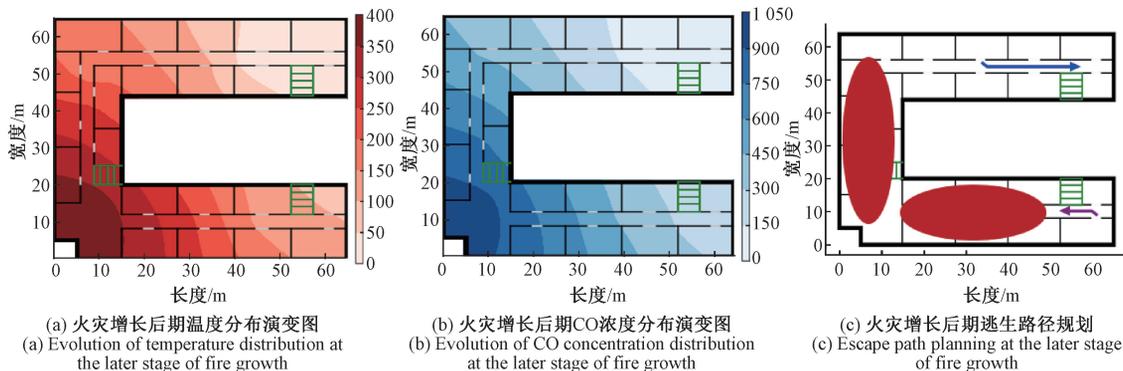


图 7 火灾增长后期状况
Fig. 7 Late stage of fire growth

4.2 节点数据异常时逃生路径规划

以火灾增长中期为例,验证节点数据异常时逃生路径规划的可靠性与有效性,随着火势快速的蔓延,楼道内处于高温复杂环境,临近火源位置的节点工作状态出现异常,此时部分节点数据采集出现问题。以该时刻的各传感器节点实时监测数据为数据样本,对数据进行预处理后,绘制火灾威胁态势实时演变图,并以此为根据,进行安全逃生路径的规划与调整,其实验结果如图 5 所示。

由图 8 分析得出,当节点工作状态异常时,节点数据发生明显改变,火灾威胁态势实时演变图中临近火源的

区域(圆圈标记区域)温度、CO 浓度明显降低,如图 8 (a)、(b)所示。此时黄色区域的火灾威胁态势均小于人体最大承受值,未对人员的身体健康构成威胁。因此,基于该阶段的火灾实时态势信息,规划安全逃生路径规划,路径规划结果如图 8(c)所示。人员可从临近火源位置的安全出口撤离火灾事故现场,但火灾增长中期的火灾威胁态势实时演变以及路径规划结果如图 6 所示,发现图 8(a)、(b)中圆圈标记区域部分的实际情况并非如此,实际温度、CO 浓度数值非常高,已经对人的身体安全构成了严重的威胁,该路径的可靠性与有效性无法得到保证。

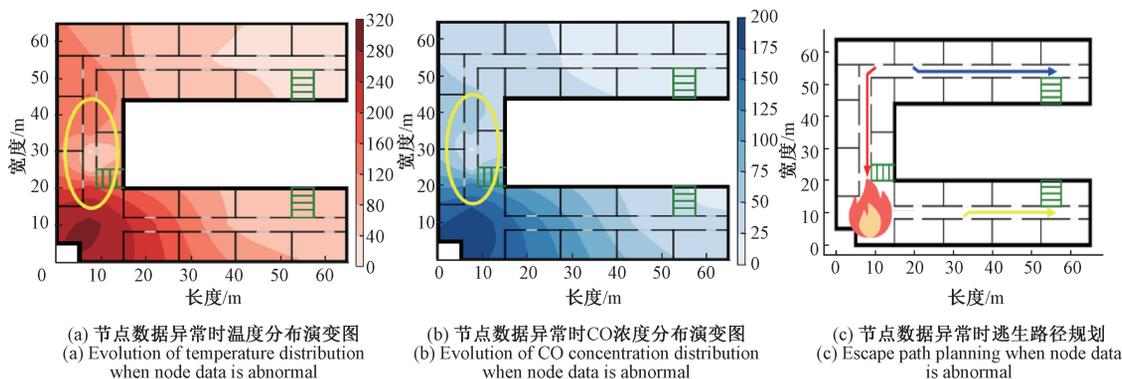


图 8 节点数据异常时火灾状况
Fig. 8 Fire situation diagram when node data is abnormal

基于上述情况,需启动异常机制处理方案,对异常节点的火灾威胁实时信息的预测,保障逃生路径规划的可靠性与有效性。对各节点实时采集数据预处理,甄别出工作状态异常的节点,对先前的异常节点数据处理后,利用 LSTM 神经网络模型,预测该时刻及未来的温度、CO

火灾实时态势信息,其结果分析图如图 9 所示。
 通过对比分析温度、CO 浓度火灾实时态势信息的预测值和真实值,其曲线走势大致重合,预测值与真实值相差甚小,预测准确率高,达到预期的效果。
 为进一步证明异常节点数据预测模型的优越性,并

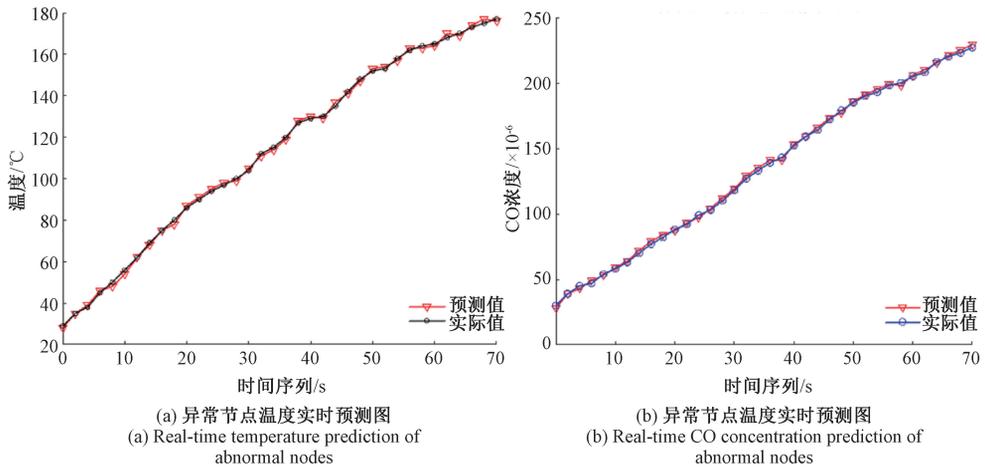


图 9 异常节点数据预测图

Fig. 9 Data prediction diagram of abnormal nodes

验证本文所提方法的鲁棒性。将本文方法分别与 BP 神经网络、K 近邻算法、决策树、随机森林进行对比实验,从而证明本文所建立的异常节点数据预测模型的有效性,其评估指标结果如表 3 和 4 所示。

表 3 温度 T 预测模型评估指标

Table 3 Evaluation indexes of temperature T prediction model

方法	MSE	RMSE	MAE	MAPE/%
BP 神经网络	16.546 2	0.264 3	4.536 1	4.25
K 近邻算法	13.942 1	0.239 7	4.252 2	3.67
决策树	9.314 5	0.182 8	2.993 5	2.82
随机森林	4.998 3	0.126 4	1.532 0	2.45
本文所提方法	2.342 9	0.085 7	1.403 0	1.36

表 4 CO 浓度预测模型评估指标

Table 4 Evaluation indexes of CO concentration prediction model

方法	MSE	RMSE	MAE	MAPE/%
BP 神经网络	12.643 2	0.108 5	4.154 5	4.49
K 近邻算法	10.543 5	0.095 8	3.653 8	3.63
决策树	7.642 9	0.074 6	3.192 3	2.75
随机森林	3.561 3	0.059 9	2.329 2	2.39
本文所提方法	1.542 9	0.028 6	1.114 3	1.38

从表 3 和 4 可以看出,采用文中方法(LSTM)预测的火灾温度 T 和 CO 浓度的误差仅为 1.36% 和 1.38%,同

时本文所提方法的评估指标明显低于其他方法,能够较为深入地发现时序信息间的变化规律,获得更好地预测效果。

基于上述火灾实时态势信息预测结果,绘制异常节点数据修复后的楼道内火灾威胁态势演变图,并以此规划该阶段的安全逃生路径,其实际结果如图 10 所示。

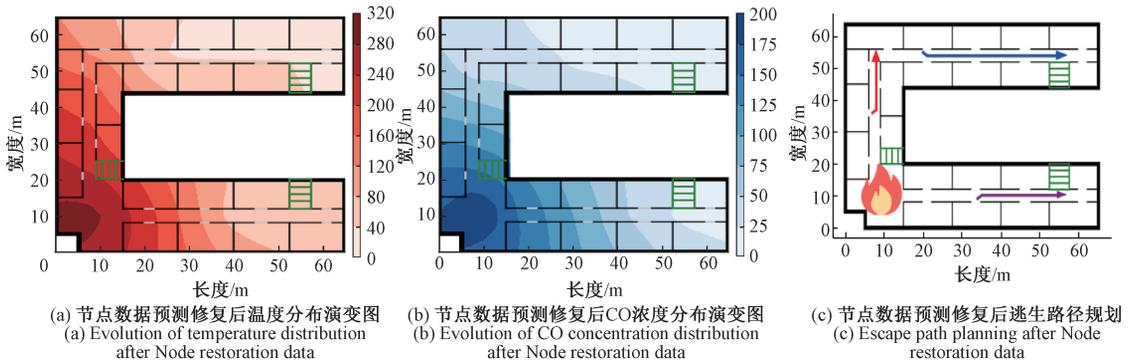


图 10 节点数据预测修复后火灾状况

Fig. 10 Node data forecast after restoration of the fire situation

由图 10 明显可以看出,之前所标记的圆圈区域的温度、CO 浓度火灾实时态势信息已更新,其实际状况分布

已恢复与 4.1 节 2) 所描述一致。此时,安全逃生路径重新规划与调整,已避开火灾危险区域。人员可按照逃生

路径安全撤离火灾事故现场。由表 5 可以看出,改进 A* 算法较大地提高了收敛速度,减少了迭代次数,有效地避免了陷入局部最优解的问题,能够使首次寻路就达到良好的效果。因此,A* 算法的改进可以较好地提高在大型应急救援路径规划中的速率和优化程度。

表 5 改进的 A* 算法与原始 A* 算法的结果对比

Table 5 Comparison of results between the improved A* algorithm and the original A* algorithm

算法	参数	实验 1	实验 2	实验 3
原始 A* 算法	最优路径长度/m	81.26	80.18	80.59
	时间/s	12.62	12.73	12.56
	迭代次数	50.00	50.00	52.00
改进的 A* 算法	最优路径长度/m	74.80	73.70	73.40
	时间/s	7.53	7.64	7.49
	迭代次数	30.00	28.00	30.00

总而言之,节点数据异常处理机制方案能够准确高效地预测火灾态势实时信息,有效地解决了节点工作状态异常所引起的问题,为后续的逃生路径的动态规划提供可靠的数据支撑。改进的 A* 算法能够有效避开障碍物和火灾区域,找到安全、快速的救援路线,提高灾难救援的效率,以为多起点、多待救援点的路径规划提供更为广阔的优化前景。

5 结 论

本文提出了一种融合 LSTM 和改进 A* 算法的火灾逃生路径规划研究方法,通过建立基于 LSTM 的异常节点数据预测模型,预测异常节点多特征火灾态势实时信息,解决了火灾高温环境下传感器节点误报、漏报以及工作状态异常引起数据缺失的问题,为后续的逃生路径规划提供数据保障。同时为保障逃生路径规划的时效性和可靠性,基于室内火灾实时态势信息,构建了室内火灾威胁态势实时蔓延模型,以此作为约束条件,利用改进 A* 算法动态规划安全逃生路径,从而获取最佳安全逃生路径。本文以学校某教学楼为背景,采用 FDS 火灾模拟软件开展教学楼室内火灾安全逃生模拟试验。模拟试验表明,在节点数据异常情况下,通过建立异常节点数据预测模型,融合火势威胁态势蔓延模型,实现室内火灾温度、CO 等威胁态势预测,减小因节点实时监测数据不完备、不准确等问题的影响,提高安全逃生路径的时效性与可靠性。

参考文献

[1] 《“十四五”国家消防工作规划》解读[N]. 中国应急管理报, 2022-04-16 (5), DOI: 10.28046/n.cnki.ncaqs.2022.001093.

The “ difference ” national fire protection planning interpretation [N]. China ’ s Emergency Management, 2022-04-16 (5), DOI: 10.28046/n. c. Nki ncaqs. 2022.001093.

- [2] 刘涵佳. 高层建筑消防安全现状及防火对策分析[J]. 今日消防, 2021,6(2):45-46.
LIU H J. Analysis of fire safety status of high-rise buildings and fire prevention countermeasures [J]. Fire Protection Today, 2021,6(2):45-46.
- [3] 吕辰,刘泽功,周建,等. 建筑火灾时期人员密度对安全疏散时间的影响分析[J]. 中国安全生产科学技术, 2013,9(7):44-48.
LYU CH, LIU Z G, ZHOU J, et al. Analysis on the influence of personnel density on safety evacuation time during building fire [J]. China Work Safety Science and Technology, 2013,9(7):44-48.
- [4] 程鹏举,吴楠,孟凡坤,等. 扩展 A* 算法的火灾逃生路径规划研究[J]. 通信技术, 2020, 53 (12): 3012-3016.
CHENG P J, WU N, MENG F K, et al. Research on fire escape path planning based on extended A* algorithm [J]. Communications Technology, 2020, 53(12): 3012-3016.
- [5] 贾进章,李雪娇. 基于遗传-蚁群算法的单层建筑火灾疏散路径规划研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2020,16(6):122-126.
JIA J ZH, LI X J. Research on fire evacuation path planning of single-storey building based on genetic ant colony algorithm [J]. China Work Safety Science and Technology, 2020,16(6):122-126.
- [6] 梁江涛,王慧琴. 基于改进蚁群算法的建筑火灾疏散路径规划研究[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(5): 1044-1053.
LIANG J T, WANG H Q. Study on evacuation path planning of building fire based on improved ant colony algorithm [J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(5):1044-1053.
- [7] 李海,郭水林,周晔. 融合动态风险图和改进 A* 算法的动态改航规划[J]. 航空科学技术, 2021,32(5): 61-71.
LI H, GUO SH L, ZHOU Y. Dynamic routing planning based on dynamic risk map and improved A* algorithm [J]. Aeronautical Science and Technology, 2021, 32 (5): 61-71.
- [8] 李珊珊,刘福江,林伟华. 一种基于多起点,多终点的大型火灾救援路径规划方法[J]. 计算机科学, 2019, 46(S11):134-137.
LI SH SH, LIU F J, LIN W H. A large fire rescue path

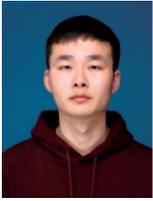
- planning method based on multiple starting points and multiple ending points [J]. *Computer Science*, 2019, 46(S11):134-137.
- [9] JI J, MA Z, HE J, et al. Research on risk evaluation and dynamic escape path planning algorithm based on real-time spread of ship comprehensive fire [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2020, 8(8): 602.
- [10] GOODWIN M, GRANMO O C, RADIANTI J. Escape planning in realistic fire scenarios with ant colony optimisation [J]. *Applied Intelligence*, 2015, 42(1): 24-35.
- [11] WANG J, WEI G, DONG X. A dynamic fire escape path planning method with BIM [J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2021, 12: 10253-10265.
- [12] PENG Y, LI S W, HU Z Z. A self-learning dynamic path planning method for evacuation in large public buildings based on neural networks [J]. *Neurocomputing*, 2019, 365(6): 71-85.
- [13] FRAME J M, KRATZERT F, RANEY A, et al. Post-processing the national water model with long short-term memory networks for streamflow predictions and model diagnostics [J]. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 2021, 57(6): 885-905.
- [14] 车昱娇, 陈云霞, 崔宇轩. KPCA 和改进 LSTM 在滚动轴承剩余寿命预测中的应用研究 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(2): 109-114.
CHE Y J, CHEN Y X, CUI Y X. Application research of KPCA and improved LSTM in residual life prediction of rolling bearings [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(2): 109-114.
- [15] 徐健, 刘长良, 王梓齐, 等. 基于缺失数据填补的风电齿轮箱状态监测研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(9): 88-97.
XU J, LIU CH L, WANG Z Q, et al. Wind power gearbox condition monitoring based on missing data fill research [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(9): 88-97.
- [16] MAHMOODZADEH A, MOHAMMADI M, GHAFOR SALIM S, et al. Machine learning techniques to predict rock strength parameters [J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2022, 55(3): 1721-1741.
- [17] 许春芳, 乔元健, 李军. 基于 LSTM 和 RBF-BP 深度学习模型的火灾预测方法 [J]. *齐鲁工业大学学报*, 2020, 34(3): 53-59.
XU CH F, QIAO Y J, LI J. Fire prediction method based on LSTM and RBF-BP deep learning model [J]. *Journal of Qilu University of Technology*, 2020, 34(3): 53-59.
- [18] LUO Y, LI Q, JIANG L, et al. Analysis of Chinese fire statistics during the period 1997 - 2017 [J]. *Fire Safety Journal*, 2021, 125: 103400.
- [19] 杨雪峰, 胡长青. 普通克里金法在海水温度剖面插值中的应用 [J]. *声学技术*, 2015, 34(5): 385-388.
YANG X F, HU CH Q. Application of common Kriging method in seawater temperature profile interpolation [J]. *Acoustical Technology*, 2015, 34(5): 385-388.
- [20] LI Y, BAORONG Z, XIAOHONG X, et al. Application of a semivariogram based on a deep neural network to Ordinary Kriging interpolation of elevation data [J]. *Plos One*, 2022, 17(4): e0266942.
- [21] KATIPOGLU O M. Spatial analysis of seasonal precipitation using various interpolation methods in the Euphrates basin, Turkey [J]. *Acta Geophysica*, 2022, 70(2): 859-878.
- [22] 冯国庆, 周涌沂, 李允, 等. 利用遗传算法拟合实验变差函数 [J]. *西南石油大学学报(自然科学版)*, 2005, 27(5): 23-25.
FENG G Q, ZHOU Y Y, LI Y, et al. Experimental variation function fitting by Genetic algorithm [J]. *Journal of Southwest Petroleum University (Science & Technology Edition)*, 2005, 27(5): 23-25.
- [23] LIU L, WANG B, XU H. Research on path-planning algorithm integrating optimization A-star algorithm and artificial potential field method [J]. *Electronics*, 2022, 11(22): 3660.
- [24] 张建光, 张方, 陈良港, 等. 基于改进 A* 算法的自动引导车的路径规划 [J]. *国外电子测量技术*, 2022, 41(1): 123-128.
ZHANG J G, ZHANG F, CHEN L G, et al. Based on improved A* algorithm of automatic guided vehicle path planning [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2022, 41(1): 123-128.
- [25] 侯宇翔, 高焕兵, 汪子健, 等. 改进 RRT 的移动机器人路径规划算法 [J]. *电子测量技术*, 2022, 45(16): 47-52.
HOU Y X, GAO H B, WANG Z J, et al. Improved RRT mobile robot path planning algorithm [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(16): 47-52.
- [26] GUO B, KUANG Z, GUAN J, et al. An improved a-star algorithm for complete coverage path planning of unmanned ships [J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2022, 36(3): 2259009.
- [27] HONG Z, SUN P, TONG X, et al. Improved A-star algorithm for long-distance off-road path planning using

terrain data map[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2021, 10(11): 785.

- [28] 曹如月,张振乾,李世超,等. 基于改进 A* 算法和 Bezier 曲线的多机协同全局路径规划[J]. 农业机械学报, 2021, 52(S1): 548-554.

CAO R Y, ZHANG ZH Q, LI SH CH, et al. Multi-machine collaborative global path planning based on improved A* algorithm and bezier curves [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(S1): 548-554.

作者简介



张怀洲, 2021 年于绍兴文理学院获得学士学位, 现为南京信息工程大学硕士研究生, 主要研究方向为信号处理等。

E-mail: 1254397310@qq.com

Zhang Huaizhou received his B. Sc. degree from Shaoxing College of Arts and Sciences. Now he is a M. Sc. candidate at Nanjing University of

Information Science & Technology. His main research interest includes signal processing.



行鸿彦(通信作者), 1983 年于太原理工大学获得学士学位, 1990 年于吉林大学获得硕士学位, 2003 年于西安交通大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为微弱信号检测与处理、智能化电子测量技术与仪器等。

E-mail: xinghy@nuist.edu.cn

Xing Hongyan (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 1983, M. Sc. degree from Jilin University in 1990 and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2003, respectively. Now he is a professor and supervisor for Ph. D. student in Nanjing University of Information Science & Technology. His main research interests include weak signal detection, design of intelligent electronic measurement technology and instrument.