

中文引用格式:王丽,王喆,关文玲,等.面向应急救援的BP神经网络人员定位-追踪-静止报警系统[J].中国安全科学学报,2026,36(4):204-210.
英文引用格式:Wang Li, Wang Zhe, Guan Wenling, et al. BP neural network-based personnel positioning-tracking-stationary alarm system for emergency rescue[J]. China Safety Science Journal, 2026, 36(4): 204-210.

面向应急救援的BP神经网络人员定位-追踪-静止报警系统*

王丽¹讲师,王喆¹,关文玲¹副教授,张嘉琪¹教授,刘超林²高级工程师,孟玉莹^{1,3}
(1 天津理工大学环境科学与安全工程学院,天津 300384; 2 应急管理部信息研究院,北京,100029; 3 山东锦维安恒教育科技有限公司,山东 济南 250003)

中图分类号:X924.4 文献标志码:A DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.04.0177
基金项目:国家自然科学基金面上项目资助(52074192);天津市科技计划项目(24YDTPJC00110)。

【摘要】 为及时救治火场中被困人员,提出一种耦合反向传播(BP)神经网络和双侧双向测距(DS-TWR)技术的室内人员定位-追踪-及静止报警系统。该系统利用实验室虚拟仪器工程工作台(LabVIEW)整合超宽带(UWB)的DS-TWR技术和BP神经网络,通过BP神经网络学习多径效应与非视距传播的误差特征,修正DS-TWR误差,精确定位人员位置,同步记录行动轨迹;通过计算人员在指定时间范围内的移动距离来评估运动状态,设定位移与时间阈值构建报警机制,当检测到人员静止超过安全阈值时系统自动触发报警。结果表明:该系统在正常及金属障碍电磁干扰环境下,静态及动态定位误差可达厘米级,具有定位精度高、稳定性好的优势,且轨迹绘制精准,人员静止报警信息准确,响应延迟控制在较低水平。

【关键词】 应急救援; 反向传播(BP)神经网络; 人员定位-追踪-静止报警; 双侧双向测距(DS-TWR); 实验室虚拟仪器工程工作台(LabVIEW)

BP neural network-based personnel positioning-tracking-stationary alarm system for emergency rescue

Wang Li¹, Wang Zhe¹, Guan Wenling¹, Zhang Jiaqi¹, Liu Chaolin², Meng Yuying^{1,3}

(1 School of Environmental Science and Safety Engineering, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China; 2 Information Research Institute of Ministry of Emergency Management (MEM), Beijing 100029, China; 3 Shandong Jinweianheng Education Technology Co., Ltd., Jinan Shandong 250003, China)

Abstract: To ensure timely rescue of trapped personnel in fire scenarios, a personnel positioning-tracking-stationary alarm system was proposed by combining BP neural networks and DS-TWR technology. The system was developed based on the LabVIEW platform, where the BP neural network learned the error patterns of multipath effects and non-line-of-sight propagation, corrected DS-TWR ranging errors, and achieved precise personnel positioning and trajectory tracking. By calculating the movement distance within a defined time, the system evaluated personnel motion status and established thresholds of

displacement and time to trigger alarms, which automatically activated alerts when a person remained stationary beyond the safety threshold. Test results show that the system achieves centimeter-level static and dynamic positioning accuracy under both normal and metal/electromagnetic interference environments. It features high positioning precision and favorable stability, enables accurate trajectory generation, delivers reliable static personnel alarms, and maintains a low response latency.

Keywords: emergency rescue; back propagation (BP) neural network; personnel positioning-tracking-stationary alarm; double-sided two-way ranging (DS-TWR); laboratory virtual instrument engineering workbench (LabVIEW)

0 引 言

目前,全球大规模建筑物火灾频发,购物中心、博物馆、医院等大型公共空间,因布局广阔、出口有限和通道狭窄,成为火灾重灾区。2023 年,北京市丰台区长峰医院火灾造成 29 人死亡、42 人受伤^[1];2024 年,江西省新余市一商住楼发生火灾,造成 39 人死亡,9 人受伤^[2];河北省承德市一家老年公寓发生火灾,造成 20 人死亡^[3];四川省自贡市九鼎购物广场发生火灾,造成 16 人死亡,39 人受伤^[4]。这些公共建筑结构复杂,火场中浓烟密集、能见度低、建筑易倒塌,不仅导致消防员难以识别被困人员的实时位置和状态,也让被困人员无法准确感知周围环境,极大地增加了救援难度^[5]。若被困人员因烟雾中毒、缺氧或因结构倒塌受伤陷入昏迷,其静止状态无法被及时识别,将错失最佳救援时机,生命安全受到严重威胁。

在应急救援领域,传统建筑物内人员状态监测主要包括红外线^[6]、超声^[7]和计算机视觉技术^[8-9]。这些方法对环境照明和监控角度要求高,受距离、光线条件和建筑结构限制,难以辅助大规模搜救行动,且主要依赖人体热辐射、呼吸和心跳等生理信号来识别静态,存在一定的滞后性,易延误救援时机。此外,在室内人员定位方面,目前已涌现出地磁定位^[10]、超声波^[11]、惯性传感器^[12]、视觉定位^[13],以及射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)^[14]、无线网络(Wireless Fidelity, WiFi)^[15]、蓝牙^[16]、超宽带(Ultra-Wideband, UWB)^[17]、Zigbee^[18]和蜂窝移动网络的方法^[19]等多种技术。地磁定位易受金属结构与电器设备干扰;惯性导航、超声波与视觉定位成本高、基础设施部署复杂;RFID 作用距离短,不支持连续移动定位;WiFi 与蓝牙定位精度仅为米级;蜂窝网络在室内信号衰减严重;ZigBee 定位精度低(3~5 m)、传输距离短(<20 m)、实时性差。相比之下,UWB 技术因安全性高、功耗低与穿

透能力强等优势,已广泛应用于矿山、化工厂等高危生产场所^[20]。但在火灾应急救援场景的人员状态检测与定位领域,仍存在显著的实战应用缺陷:①定位精度不足,无法满足在浓烟遮蔽、能见度低、建筑结构坍塌、电磁信号干扰等复杂火场环境中实现精准定位、快速救援的需求。②当前人员定位系统多为独立开发,采集的人员位置、生命体征等关键信息直接同步至指挥中心,救援指挥人无法基于现场态势制定科学的救援策略。

鉴于此,笔者拟提出一种面向应急救援的融合反向传播((Back Propagation, BP)神经网络和 UWB 双侧双向测距(Double-Sided Two-Way Ranging, DS-TWR)技术的人员定位-追踪-静止报警系统。该系统以实验室虚拟仪器工程工作台(Laboratory Virtual Instrument Engineering Workbench, LabVIEW)为平台,引入 BP 神经网络机器学习算法,旨在修正 DS-TWR 过程中多径效应和非视距传播(Non-Line of Sight, NLOS)引起的定位偏差;利用可视化交互界面实时显示人员的当前位置和运动轨迹,以期为大型公共场所的应急救援提供智能化支持。

1 人员定位-追踪-静止报警系统总体设计

系统由硬件设备和 LabVIEW 平台软件编程 2 部分组成,整体形成“硬件采集-软件处理-可视化展示-智能报警的全流程闭环。

1.1 系统硬件设备

硬件设备包括:①UWB 定位基站。基于 Decawave DW1000 芯片,频段为 3.5~6.5 GHz,传输速率为 110 kb/s,在定位区域内每隔 10 m 布置一个,适配火场建筑遮挡环境,为定位系统提供位置参数。②定位标签。与基站配套,同样基于 DW1000 芯片,采样频率为 10 Hz,功耗小于 50 mA,人员可长时间佩戴,实时与基站进行 UWB 信号交互,上传自

身测距相关数据。③以太网 (Power over Ethernet, POE) 交换机。8 口千兆 POE 交换机,集数据传输与供电一体化,减少现场布线复杂度。④路由器。选用千兆工业路由器,支持快速组网,将所有基站接入同一局域网并完成 IP 分配,保证数据传输的稳定性与实时性。⑤计算机。配置为 i7-12700H 处理器、32 GB 运行内存,即可满足 BP 神经网络实时运算的算力需求。

1.2 LabVIEW 平台下的软件编程

系统利用 LabVIEW 以 10 Hz 的频率采集硬件信息,将 DS-TWR 测距数据导入 BP 神经网络实时计算人员位置信息,并反馈到 LabVIEW 显示面板,最终实现定位、轨迹检测及报警功能。系统交互界面如图 1a 所示,编号 ①区域,支持操作与参数设定,包括开始记录、刷新记录、人员轨迹显示、路径显示以及报警显示等;点击“参数设定”后,界面下方显示如图 1b 所示,支持背景载入、基站参数设定、标签与人员姓名绑定、报警阈值(报警范围及报警时间)设定,编号 ②区域可自定义不同人员的轨迹显示颜色。



图 1 系统显示面板
Fig. 1 System display interface

2 DS-TWR 与 BP 神经网络定位方法

2.1 DS-TWR 测距技术

UWB 定位算法分为 2 类:①基于信号传输时间差的算法,需严格时钟同步;②测量标签与多基站距离,通过三边定位等计算位置,可克服时钟不同步带

来的误差,其测距技术包括接收信号强度指示 (Received Signal Strength Indicator, RSSI) 测距与飞行时间 (Time of Flight, TOF) 测距。RSSI 易受多径干扰,测距偏差较大。TOF 采用双向通信,直接测量信号传播时间,精度更高,其中,DS-TWR 抗干扰能力更强。

因此,选用 DS-TWR 测距方式,其误差主要来源于多径效应(信号反射导致的测距偏长)和 NLOS 传播(建筑遮挡导致的信号延迟),呈现出典型的非线性特征。

2.2 BP 神经网络训练

BP 神经网络是基于误差 BP 的多层前馈网络,具有强大的非线性映射和自学习能力,能够消除测距误差的影响,有效提高定位精度。因此,引入 BP 神经网络来计算人员坐标。相较于卷积神经网络^[21]、循环神经网络^[22]及其变体长短期记忆神经网络^[23]、门控循环单元^[24]等深度学习模型,BP 神经网络结构简单、训练效率高、部署难度低、泛化能力稳定,能快速学习测距误差特征,更适配火场应急救援的实时定位需求。

2.2.1 训练场景

选定一个 7 m×5 m 的实验室作为系统搭建及训练场所,如图 2 所示。在实验室 4 个角布设 4 个 UWB 基站,用全站仪构建局部坐标系:以某墙角为坐标原点(0,0),经多次测量取平均标定基站坐标为(0,0)、(7,0)、(7,5)、(0,5),标定误差 < 2 mm。选取定位点放置标签作训练测试点,其二维坐标真值同样通过全站仪直接测量获取。



图 2 定位系统搭建实物
Fig. 2 Physical setup of positioning system

2.2.2 训练样本

采用网格均匀布点法选取训练样本,将定位区域划分为 35 个 1 m×1 m 的网格,每网格取 9 个样本点,共 315 个点,覆盖定位全域。选用 5 折交叉验证法,将所有样本随机分为 5 组(每组 63 个样本),每

次用 4 组 (252 个样本) 训练、1 组 (63 个样本) 测试,依次轮换完成 5 次训练与测试,取 5 次测试结果的均值作为模型最终性能指标,有效避免过拟合与欠拟合。

2.2.3 网络结构设计

1) 输入层与输出层。输入层包含基站和标签之间产生的 4 组 DS-TWR 测距数据,因此,输入层节点数为 4。输出层输出标签对应的当前位置坐标 X 和 Y ,因此,输出层中有 2 个节点。

2) 隐藏层数。根据万能逼近定理^[25],单隐藏层前馈神经网络可高精度逼近任意连续非线性函数。但该系统从 4 个测距值到 2 个坐标值的映射是复杂非线性映射,单隐藏层需要极多神经元,极易过拟合。2 层隐藏层可进行分层特征学习:第 1 层对 4 个测距值做非线性特征提取,拟合测距误差的补偿特征;第 2 层对该特征做 2 次精细优化,拟合与坐标的精准映射,能以更少的总神经元数达到高精度拟合。故确定隐藏层数为 2 层。

3) 各隐藏层节点数。①第 1 层隐藏层节点数 N_1 依据下式计算:

$$N_1 = k \times (m + n) \tag{1}$$

式中: m 为输入层节点数; n 为输出层节点数; k 为放大系数,由样本量决定,样本量 ≥ 200 时, $k = 12 \sim 16$ 。由于 315 个样本分布均匀,能支撑更大的 k 值且不会过拟合,因此,取 $k = 16$,计算得到: $N_1 = 96$ 。

②第 2 层隐藏层节点数 N_2 。按 $N_2 = N_1/2$ 计算,得 $N_2 = 48$ 。

最终确定 BP 神经网络结构为 4-2(96,48)-2。该结构单次运算耗时 $< 100\text{ ms}$ 。

2.2.4 BP 神经网络训练

设置激活函数 ReLU^[26],采用试凑法得到网络最大迭代次数为 2 000 (Epochs),学习率为 0.001,期望误差为 1×10^{-5} ,正则化系数为 0.000 1。训练模型,分别统计 X 坐标、 Y 坐标及整体定位的均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 与决定系数 R^2 ,如图 3 所示。对于整体定位,采用圆概率误差 (Circular Error Probable, CEP) 指标,分别计算 50% 定位点落入的圆半径 CEP50 与 95% 定位点落入的圆半径 CEP95,见表 1。

结果表明:各评价指标数值稳定,无明显波动,各折拟合优度 R^2 均 ≥ 0.9 。 X 、 Y 坐标的定位误差均低于整体误差, X 坐标的定位误差略高于 Y 坐标,是由于 X 轴定位跨度更大导致的测距累积误差。整

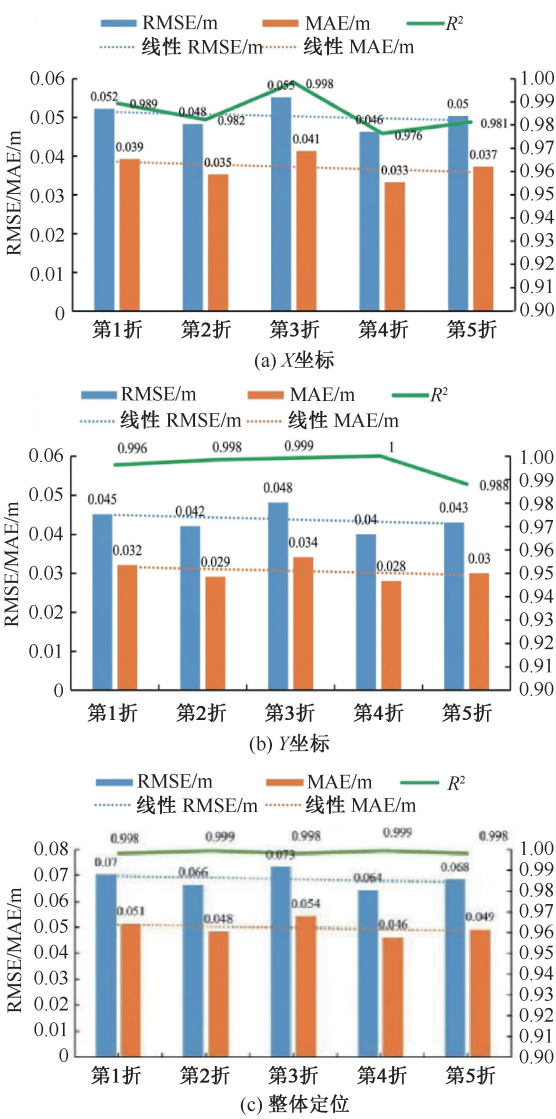


图 3 BP 网络训练的 RMSE/MAE/ R^2
Fig. 3 RMSE/MAE/ R^2 of BP network training

表 1 整体定位的 CEP		
Table 1	CEP of overall positioning	
折数	CEP50/m	CEP95
第 1 折	0.031	0.068
第 2 折	0.029	0.064
第 3 折	0.033	0.071
第 4 折	0.030	0.066
第 5 折	0.032	0.069
均值±标准差	0.031 ± 0.001 6	0.068 ± 0.002 7

体定位的 RMSE 均值为 0.066 m, MAE 均值为 0.049 m, CEP50 为 0.031 m, CEP95 为 0.068 m。

综上,所构建的 BP 神经网络通过训练学习,同步修正了系统与随机误差,可实现厘米级定位,具有良好的泛化能力与拟合效果。

2.3 BP神经网络训练的定位精度

设计对比试验,测试人员携带标签沿预设直线行走,用全站仪获取 31 个轨迹点的坐标真值,分别采用原始 DS-TWR 三边测量法、BP 神经网络模型、随机森林法、K-近邻法计算各位置点的坐标,计算不同模型坐标值与真实坐标值的 RMSE,如图 4 所示。

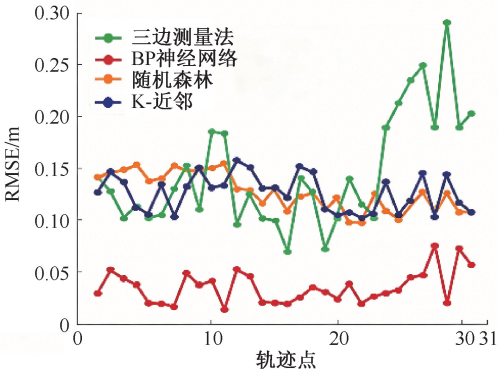


图 4 不同模型的 RMSE 对比

Fig. 4 Comparison of RMSE for different models

由图 4 可知:三边测量法 RMSE 达到 0.295 m,随机森林和 K-近邻法的 RMSE 集中在 0.15~0.16 m,而 BP 神经网络只有 0.075 m,较三边测量法降低 74.6%,较后两者降低 50%以上,且只有 BP 神经网络法达到了厘米级定位。

3 定位精度、轨迹监测与报警功能测试

3.1 静态下定位精确度及稳定性测试

将标签置于标定坐标(1.00,1.20)处,UWB 按照采样频率以 0.1 s 间隔采集记录 1 min,共记录 600 个坐标定位数据,如图 5 所示。可见:在静止状态下,X、Y 坐标的波动范围分别是 ± 0.04 m 和 ± 0.03 m,系统整体定位误差为 $\pm 0.01 \sim \pm 0.05$ m,CEP50 为 0.03 m,CEP95 为 0.05 m,表明该人员定位-追踪-静止报警系统在静态下具有良好的定位精确度和稳定性。

3.2 运动轨迹监测准确度测试

测试人员严格沿预设道路行走,对比系统记录轨迹与实际行走轨迹,如图 6 所示。

图中黑色线条为系统记录轨迹;红色线条为实际行走轨迹,2 条轨迹基本吻合,误差较大的坐标点很少,主要集中在拐角位置,最大偏移误差仅为 0.06 m。因此,该人员定位-追踪-静止报警系统在动态下的定位精确度表现非常优秀,能精准追踪人员运动轨迹。同时,也表明系统的实时位置和轨迹

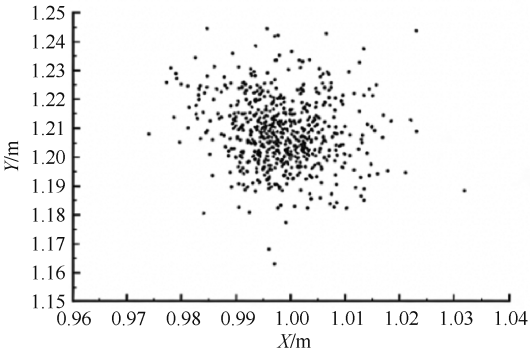


图 5 静态下标签的坐标数据记录

Fig. 5 Coordinate data records of label under static state

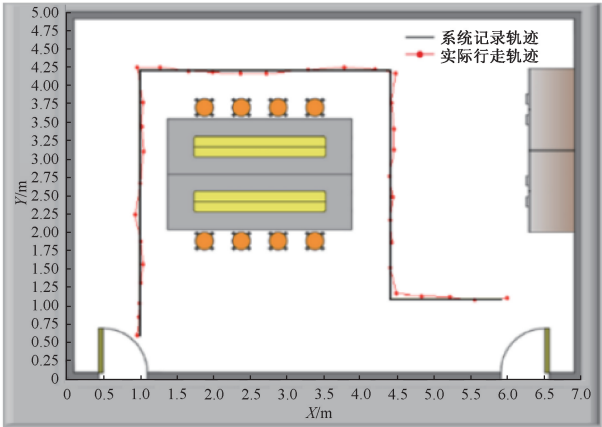


图 6 行走轨迹与系统监测轨迹对比

Fig. 6 Comparison between the actual walking trajectory and system monitoring trajectory

显示功能运行良好,轨迹绘制精准。

3.3 报警显示功能测试

3.3.1 报警机制设计

系统构建位移-时间双阈值报警机制,并引入轨迹漂移补偿策略,避免误报警。

1) 基础报警条件。30 s 内标签移动范围小于 0.2 m 时,判定为遇险静止,触发报警。

2) 轨迹漂移补偿。连续采集 5 次定位点的坐标,计算坐标波动方差,若方差 $< 0.001 \text{ m}^2$,判定为人员静止,触发报警;若方差 $\geq 0.001 \text{ m}^2$,判定为定位轨迹漂移,不触发报警。

3.3.2 测试流程与结果

设定测试流程分为 4 个阶段:2 人行走 2 min→5 min 后李四静止、张三继续→3 min 后张三静止→2 人持续静止 2 min。

结果显示:①系统监测到 2 人员移动距离均大于 0.2 m/30 s,报警指示灯为绿色,无报警信息,如图 7a 所示。②系统检测到李四连续 5 次定位方差

0.001 m² 后,判断李四静止,报警指示灯变为红色,同步显示“李四报警”,如图 7b 所示,记录报警延误时间为 2 s。③系统检测到张三也处于静止状态,报警人员姓名显示框显示“张三报警李四报警”,记录报警延误时间为 1.8 s。④报警指示灯一直保持红色状态,且持续显示“张三报警李四报警”,如图 7c 所示。



(a) 行走



(b) 静止-行走



(c) 静止过程

图 7 报警功能显示界面

Fig.7 Alarm function interface

综上,该人员定位-追踪-静止报警系统报警响应延迟仅为 2 s,报警触发时间短,报警指示灯与姓名显示功能运行稳定,可清晰、准确显示报警人员信息,且支持多人同时报警。

3.4 复杂环境下功能测试

火场环境与正常环境的差异包括烟雾弥漫造成视觉遮蔽以及建筑坍塌导致的金属电磁干扰加剧。由于 DS-TWR 技术依赖无线信号传播,而非视觉感知,因此,不受烟雾影响,故重点针对金属障碍物和电磁干扰环境进行性能测试。

在实验室中部署若干金属结构设备和大功率电磁设备,并重新完成静态定位精度、动态轨迹精度以

及报警功能测试。测试结果见表 2。

表 2 复杂环境下的系统性能

Table 2 System performance in complex environments				
环境	静态 RMSE/m	动态 RMSE/m	MAE/m	报警延迟/s
正常	0.05	0.06	0.06	2
金属和电磁干扰	0.07	0.085	0.16	2.6

结果表明:在复杂环境下,系统的定位精度略有下降,但仍保持厘米级较高水平(静态 RMSE < 0.07 m,动态 RMSE < 0.09 m)。报警延迟略有增加,但仍<3 s,在应急救援的可接受范围内。这表明该人员定位-追踪-静止报警系统在金属和电磁环境下具有良好的抗干扰能力和实用性。

4 结 论

1) 所构建的 BP 神经网络人员定位-追踪-静止报警系统,通过硬件采集、软件处理与可视化展示,可实现人员精确定位、轨迹动态显示及遇险静止自动报警,有助于被困人员及时得以救援。

2) 系统通过 BP 神经网络修正了 DS-TWR 受多径、NLOS 影响的偏差,定位精度优于三边测量法、随机森林和 K-近邻法。在实验室测试中,静态定位误差 CEP 为 0.05 m,动态最大偏移误差为 0.06 m,定位稳定性强,可实时显示人员运动轨迹与实时位置,能及时自动发出静止报警并正确显示被困人员信息;火场典型复杂环境(金属障碍物 + 电磁干扰)下,静态 RMSE <0.07 m,动态 RMSE <0.09 m,报警延迟(<3 s,抗干扰能力强,满足火灾应急救援的报警需求。

3) 该系统能有效应用于智能建筑,未来可引入惯性传感器、环境传感器等多模态数据,与 UWB 定位数据融合,进一步提升极端火场环境下的定位精度和报警可靠性。

参 考 文 献

[1] 国务院事故调查组. 北京丰台长峰医院“4·18”重大火灾事故调查报告[R],2023.

[2] 应急管理部. 江西新余佳乐苑小区“1·24”特别重大火灾事故调查报告公布[EB/OL]. (2024-09-21). https://www.mem.gov.cn/xw/yjglbgzdt/202409/t20240921_499688.shtml.

[3] 新华社. 河北承德德国恩老年公寓“4·8”重大火灾事故调查报告发布[EB/OL]. (2025-12-30). <https://news.sina.com.cn/c/2025-12-30/doc-inhequpm5696365.shtml>.

[4] 四川省人民政府. 四川自贡九鼎大楼“7·17”重大火灾事故调查报告[R],2025.

[5] 王纯. 面向应急场景的人员检测与定位技术研究[D]. 长沙:湖南大学,2023.

[6] 莫轶安. 消防救援现场人员定位技术对比优化分析[J]. 武警学院学报,2021,37(6):36-39.

[7] Faheem Z, Athanasios G, Kin K L. A survey of indoor localization systems and technologies[J]. IEEE Communications

- Surveys and Tutorials, 2019, 21(3): 2 568–2 599.
- [8] 张淼,王孝军,雷经发,等.轻量化神经网络结合深度相机的矿工目标检测与定位[J].中国安全科学学报,2025,35(3):115–124.
Zhang Miao, Wang Xiaojun, Lei Jingfa, et al. Lightweight neural network combined with depth camera for miner target detection and localization[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(3): 115–124.
- [9] Wang Huan, Wang Guijin, Li Xianting. Image-based occupancy positioning system using pose-estimation model for demand-oriented ventilation[J]. Journal of Building Engineering, 2021, 39: DOI:10.1016/j.jobbe.2021.102220.
- [10] 竹记. 应急救援自主定位系统的设计与实现[D]. 北京:北京邮电大学,2020.
Zhu Ji. Design and implementation of emergency rescue autonomous positioning system[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2020.
- [11] 徐盛良,鲁照权,周永燕,等.基于信号强度与超声波测距的室内定位系统[J].仪表技术与传感器,2019(1):91–96.
Xu Shengliang, Lu Zhaoquan, Zhou Yongyan, et al. Indoor positioning system based on signal strength and ultrasonic distance measurement[J]. Instrument Technique and Sensor, 2019(1): 91–96.
- [12] 陈沛宇,袁勤政,戴鹏飞,等.多技术融合的室内无线定位方法发展综述[J].导航定位学报,2022,10(3):9–13.
Chen Peiyu, Yuan Qinzhen, Dai Pengfei, et al. Overview of the development of indoor wireless positioning methods based on multi-technology integration[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2022, 10(3): 9–13.
- [13] Zhou Hang, Cong Haiyong, Wang Yuanyuan, et al. A computer-vision-based deep learning model of smoke diffusion[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2024, 187: 721–735.
- [14] Gomes E L, Fonseca M, Lazzaretti A E, et al. Clustering and hierarchical classification for high-precision RFID indoor location systems[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(6): 5 141–5 149.
- [15] 洪利,武有文,李亚南,等.面向生命探测的WiFi定位系统研究[J].自然灾害学报,2017,26(5):23–29.
Hong Li, Wu Youwen, Li Ya'nan, et al. Research on WiFi positioning system for life detection[J]. Journal of Natural Disasters. 2017, 26(5): 23–29.
- [16] Xu Jingao, Yang Zheng, Chen Hengjie, et al. Embracing spatial awareness for reliable WiFi-based indoor location systems[C]. 2018 IEEE 15th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS), 2018: 281–289.
- [17] 钟炜,于佳怡.智慧城市背景下的火灾实时疏散系统[J].中国安全科学学报,2023,33(2):179–184.
Zhong Wei, Yu Jiayi. Real-time fire evacuation system under smart city background[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(2): 179–184.
- [18] 李锋.煤矿井下精确定位技术现状及应用[J].工矿自动化,2023,49(增刊1):44–46.
Li Feng. Present situation and application of underground precise positioning technology[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(S1): 44–46.
- [19] 许伟,郭晓娜,陈康,等.移动蜂窝网络定位技术综述[J].湘潭大学学报(自然科学版),2024,46(1):44–57.
Xu Wei, Guo Xiaona, Chen Kang, et al. Overview of mobile cellular network positioning technology[J]. Journal of Xiangtan University (Natural Science Edition), 2024, 46(1): 44–57.
- [20] 宫培松,沈欣云,韩博雯,等.深基坑工程人员区域入侵行为预警数字孪生系统[J].中国安全科学学报,2025,35(8):33–39.
Gong Peisong, Shen Xinyun, Han Bowen, et al. Digital twin system for early warning of regional intrusion behavior of personnel in deep foundation pit projects[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(8): 33–39.
- [21] Tu Cheng, Zhang Jiabin, Quan Zhi, et al. UWB indoor localization method based on neural network multi-classification for NLOS distance correction[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2024, 379: 1–13.
- [22] Khaldon A K, Mardeni R, Mohamad Y A, et al. Survey of indoor localization based on deep learning[J]. Computers, Materials & Continua, 2024, 79(2): 3 261–3 298.
- [23] Yang Hongchao, Wang Yunjia, Chee K S, et al. A novel credibility evaluation and mitigation for ranging measurement in UWB localization[J]. Measurement, 2025, 256: 1–12.
- [24] Wang Penghui, Lian Zengzeng, Núñez-Andrés M A, et al. A GCN-GRU-KAN-based framework for UWB 3D localization in adverse geometric configurations[J]. Measurement, 2026, 258: 1–12.
- [25] 石娟,常丁懿,郑鹏.基于BP神经网络的建筑工人不安全行为预警模型[J].中国安全科学学报,2022,32(1):27–33.
Shi Juan, Chang Dingyi, Zheng Peng. An early warning model of unsafe behaviors of construction workers based on BP neural network[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(1): 27–33.
- [26] 梁祎.基于ReLU神经网络的最优函数逼近[D].北京:北京工业大学,2021.
Liang yi. Optimal function approximation using ReLU neural networks[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2021.



作者简介: 王丽 (1982—),女,山东泰安人,博士,讲师,硕士生导师,主要从事人群疏散、公共安全、应急管理等方面的研究。E-mail:safetywl@email.tjut.edu.cn。