

基于 ROS 的移动消防检测机器人的设计

和霞, 沈琪, 江远鹏, 丁洁*

南京邮电大学自动化学院 江苏南京

【摘要】针对多障碍物室内环境的消防检测需求, 设计一种基于 ROS 的移动消防检测机器人。机器人硬件部分采用 Orange Pi 作为上位机, 实现建图导航与火情检测。STM32 单片机作为下位机, 实现底层控制电机驱动等功能。采用深度相机结合多种传感器识别火源, 激光雷达对火源位置精确定位。软件方面, 基于 ROS 平台, 机器人利用 SLAM 算法实现小场景较高精度的地图构建, 并在静态障碍物的情况进行导航测试。考虑到环境的复杂性与机器人的电量有限, 结合全局规划与动态规划算法, 引入动态权重, 提高机器人的适应性。基于 YOLOv10 模型构建火焰烟雾实时检测系统, 对多种传感器数据进行加权融合, 以提高火情检测的准确性。在测试中, 机器人能够较为稳定运行, 自主导航至目标火情区域, 并对火情进行检测和报警, 为复杂环境下的消防检测提供了有效的技术手段。

【关键词】ROS; SLAM; Orange Pi; 火情检测; 深度学习; 自主导航

【基金项目】江苏省大学生创新训练计划 (202410293145Y)

【收稿日期】2026 年 2 月 15 日

【出刊日期】2026 年 3 月 17 日

【DOI】10.12208/j.jeea.20260003

Design of a ROS-based mobile firefighting and detection robot

Xia He, Qi Shen, Yuanpeng Jiang, Jie Ding*

School of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu

【Abstract】This paper presents a ROS-based mobile robot for fire detection in complex indoor environments. Utilizing an Orange Pi host for mapping, navigation, and fire detection, and an STM32 microcontroller for low-level motor control, the robot employs a depth camera with multi-sensor fusion and LiDAR for precise fire source identification and localization. It leverages SLAM for high-precision mapping in small areas and combines global path planning with dynamic local planning featuring adaptive weighting to navigate static obstacles efficiently, considering environmental complexity and limited battery. Fire detection is achieved via a real-time YOLOv10-based system that fuses multi-sensor data to enhance accuracy. Test results demonstrate stable autonomous navigation to target zones, effective fire detection, and reliable alarm triggering, validating its efficacy for fire inspection in challenging settings.

【Keywords】ROS; SLAM; Orange Pi; Fire detection; Deep Learning; Autonomous navigation

消防机器人作为智能化消防装备, 能高效完成火情检测任务。在工厂、仓储库房等复杂室内环境中, 其可通过自主巡航与实时监测为火灾处置提供支撑, 既提升了救援效率与精准度^[1], 又能灵活适配极端作业环境^[2]。目前国内在消防机器人领域已开展大量设计与研究工作: 黄炜等^[2]通过优化四足机器人设计增强其复杂环境灵活性; 孔令棚等^[3]深耕 STM32 底层控制技术; 朱立忠等^[5]实现多传感器与 ROS 系统的适配应用; 勒伍杨等^[8]着力优化 SLAM 建图精度; 宋志强等^[9]验证

了 ROS 无人车控制的实时性。

尽管消防机器人技术日趋成熟, 但仍面临诸多瓶颈, 如动态避障与续航能力难以平衡、极端环境下传感器易失效、多传感器数据存在冲突、SLAM 建图易出现栅格误判、灵活性与功能集成存在矛盾等。现有解决方案包括固定权重算法、多光谱相机应用、CAN 总线同步等^[3]。ROS 自推出以来, 已逐渐成为机器人领域的主流标准框架, 可提供跨平台分布式通信服务, 覆盖导航、物体操控、视觉传感等多元功能; 深度学习与多

第一作者简介: 和霞 (2004-) 女, 云南丽江人, 本科, 研究方向: 移动机器人控制;

*通讯作者: 丁洁 (1984-) 女, 江苏丹阳人, 博士, 副教授, 研究方向: 复杂系统建模和控制。

传感器数据融合技术应用日益广泛, 其中 YOLOv10 模型在计算成本与检测性能间实现了高效平衡, 已成为实时目标检测领域的核心技术范式^[4]。

本文针对现有技术痛点, 提出创新动态权重 DWA 算法, 依据环境复杂度与实时电量动态调整权重, 有效解决复杂场景下动态避障与续航平衡难题; 采用 YOLOv10 模型结合自适应权重融合多传感器数据, 提升机器人复杂环境识别能力; 构建 Orange Pi 与 STM32 双层控制架构, 融合 SLAM 建图技术, 实现“建图-检测-报警”一体化小型化集成作业。该机器人适用于化工厂、仓储库房、地下停车场等复杂室内环境的日常消防巡检与早期火情预警, 可替代或辅

助人工在高温、有毒、低可见度等危险环境中执行任务。

1 系统整体架构设计

基于 ROS 的移动消防检测机器人整体方案分为硬件层与软件层两部分。硬件层以 Orange Pi (上位机) 为主控核心, 负责数据分析与决策; STM32 单片机(下位机) 承担电机控制与小车运动的任务, 搭配激光雷达等多类传感器协同工作。软件部分在 Orange Pi 上通过 VMware 配置 Ubuntu 操作系统, 搭建 ROS 开发平台, 将融合建图导航与火情检测作为两大重要的功能节点, 实现对机器人的精准控制, 移动消防检测机器人系统框架如图 1 所示。

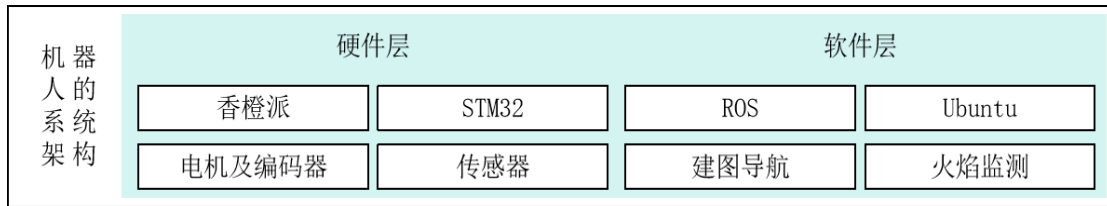


图 1 机器人系统架构图

机器人本体采用分层设计, 底层为阿克曼底盘, 搭载四轮差速驱动系统, 前轮依靠舵机负责转向, 后轮依靠直流减速电机驱动, 配备编码器等反馈传感器, 采用 12V 锂电池供电, 底端前方安装防撞泡沫以保障作业安全; 上层集成控制板与多种传感器, 其中 N10P 激光雷达安装于底盘几何中心正上方 100mm 处, 有效避免机器人自身轮廓对扫描视野的遮挡; 火情检测传感器按不同高度和朝向分布式安装在机器人前部及侧方, 实现多方向全方位火情检测, 移动消防检测机器人实体如图 2 所示。



图 2 机器人实体结构图

2 硬件系统设计

消防检测机器人的硬件系统设计主要包含主控计算单元、外接硬件单元、机器人运动单元。各硬件模块

通过协同工作, 满足复杂室内火场环境下的全自主作业需求。

2.1 主控计算单元

控制器硬件采用“Orange Pi 5B + STM32”的双层架构。Orange Pi 5B 作为上位机, 在 Ubuntu 系统上采用激光 SLAM, 核心基于 Cartographer 算法, 利用 2D 激光雷达点云数据通过子图匹配与后端优化构建高精度地图, 导航算法采用 A*算法 配合 DWA 局部规划器; STM32 单片机作为下位机, 负责接收传感器数据并执行运动控制任务。通过在 Orange Pi 上安装 ROS 串口通信包, STM32 与 ROS 间采用 USART 串口通信, 在相同波特率下完成与上位机的通信对接^[5]。

2.2 机器人运动单元

运动单元是机器人移动功能的核心载体, 电机驱动采用 L298N 系列芯片, 该芯片具备优异的低电压控制性能, 可通过低电压信号精准调节电机运行状态, 实现高效驱动与控制。STM32 单片机输出 PWM 信号, 结合编码器反馈的速度信号构建闭环控制系统, 精确调节电机转速; 同时配备 IMU 加速度陀螺仪传感器, 用于校正电机控制参数, 进一步提升电机运行的稳定性与精准度^[6], 机器人运动流程如图 3 所示。

2.3 外接硬件单元

外接硬件单元涵盖摄像头、温度传感器、激光雷达

等关键设备。其中 N10 激光雷达凭借均衡的性能与经济性, 成为中小型机器人环境感知的核心组件, 广泛应用于室内导航、避障及多传感器融合系统; 温感探测器

依据温度变化的速度与幅度触发警报, 适配温度波动较大的作业环境; 一氧化碳气体传感器与报警器配套使用, 共同构成完整的环境检测与报警系统。

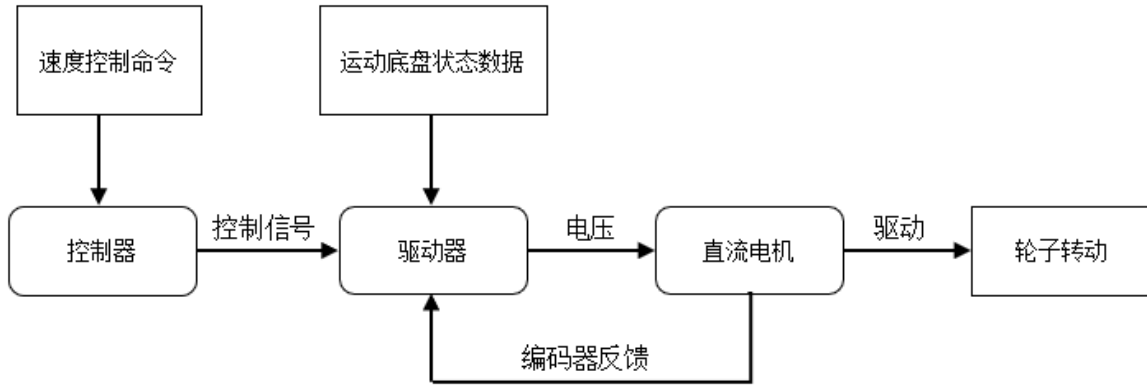


图3 机器人运动流程图

3 软件设计

ROS 作为主流开源机器人软件框架, 提供丰富的功能包与配套软件, 在其通信环境下, 机器人及传感器的所有数据均可通过编程实现共享。基于该平台, 分别开展机器人建图导航与火情检测功能研究, 并最终集成到搭载 ROS 的硬件平台中。

3.1 机器人建图导航

3.1.1 机器人运动学模型分析

在闭环控制系统中, 控制器通过接受里程计数据, 确定机器人的物理位置。里程计主要用于测量机器人在平面上的线性位移, 即机器人的移动距离和方向^[7]。令机器人运动前轮式底盘三轴里程计数据为: x 表示前后方向的位移、 y 表示左右方向的位移、 z 表示旋转的角度(航向角), 基于差分驱动机器人的模型, 可以根据机器人在前进方向的位移, 确定机器人运动后的位置。根据各个轮子的当前线速度求出机器人当前的三轴速度。对于机器人底盘, 由公式可得, 运动学正解有:

$$\begin{cases} V_x = \frac{V_A + V_B + V_C + V_D}{4} \\ V_y = \frac{V_A - V_B + V_C - V_D}{4} \\ V_z = \frac{-V_A - V_B + V_C + V_D}{2h + 2w} \end{cases} \quad (1)$$

其中, V_x , V_y 和 V_z 分别对应里程计三轴的速度, V_A 和 V_D 代表四驱车两个后轮的线速度, V_B 和 V_C 代表两个前轮的线速度, h 代表四驱车的长, w 代表四驱车的宽, 得到数据后, 控制器向外发送机器人三轴速度用于计算里程计。并且根据三轴目标速度求出各个轮子的目标线速度。对应控制器接收速度控制命令, 然后向驱动器发送控制信号以控制电机转动, 由公式得:

$$\begin{cases} V_A = V_x + V_y - V_z * (\frac{h}{2} + \frac{w}{2}) \\ V_B = V_x - V_y - V_z * (\frac{h}{2} + \frac{w}{2}) \\ V_C = V_x + V_y + V_z * (\frac{h}{2} + \frac{w}{2}) \\ V_D = V_x - V_y + V_z * (\frac{h}{2} + \frac{w}{2}) \end{cases} \quad (2)$$

得到四个轮子的线速度为运动学逆解, 根据小车期望达到的目标位置和姿态, 反向计算出各个驱动轮或关节需要的具体运动参数, 基础控制系统配备了 IMU 加速度陀螺仪, 角速度可以通过时间积分计算三轴姿态角。加速度可以通过特定公式计算除 Z 轴航向角外的 XY 两轴姿态角, IMU 的加速度通过时间积分计算三轴位移。有两个或以上的数据来源, 可以融合计算出相对准确的位姿数据^[8]。

3.1.2 室内环境建模与建图

在 ROS 中, Gazebo 作为一款开源的三维物理仿真平台, 广泛应用于机器人仿真和测试。在 Gazebo 中, 搭建一个面积为三十平方米的室内环境进行测试, 将该室内环境分为几个区域, 将机器人 URDF 文件导入 Gazebo 中进行仿真测试; Gmapping 是一种基于 2D 激光雷达数据和粒子滤波定位的 SLAM 算法, 用于创建二维栅格地图, 适合在小场景中快速构建高精度地图。使用键盘控制节点控制机器人的运动, 在 Rviz 平台上实时生成地图, 如图 4 所示为室内环境的建模与建图。

3.1.3 静态环境的机器人自主导航

在 ROS 中, 使用 2D Nav Goal 工具设置目标点, 为可能的发生火情的地点。在静态三维环境中, 机器人根据 A*算法(A*算法是一种基于深度优先的路径查找和图形遍历算法, 广度优先搜索以广度做为优先级进

行搜索。从起点开始, 首先遍历起点周围邻近的点, 然后再遍历已经遍历过的点邻近的点, 逐步的向外扩散, 直到找到终点) 规划路径, 并运动至指定位置。在实验中, 随机设置多个不同的可能的火情发生点, 观察并记录小车在不同情况下的路径规划与导航情况, 其中 S 框范围为机器人出发点, G 框范围为机器人小车经过运动后到达点, 绿色细线为小车的通过算法规划的最优路径, 如图 5 所示, 为两个随机选择火情发生点的

实验组的导航效果。

在以静态障碍物为主的室内环境中, 可观测到实验组 1 中生成较短路径, 实验组 2 因障碍物分布较为复杂, 需绕行导致路径增长使实验组 2 导航时间较长, 全局规划算法规划的路径较为平滑, 进而减少机器人的机械损耗。记录一定时间内 Rviz 坐标数据, 并比较机器人到达点与 2D Nav Goal 工具设置目标点的位置坐标与角度, 从而判断导航效果, 实验效果如表 1 所示。

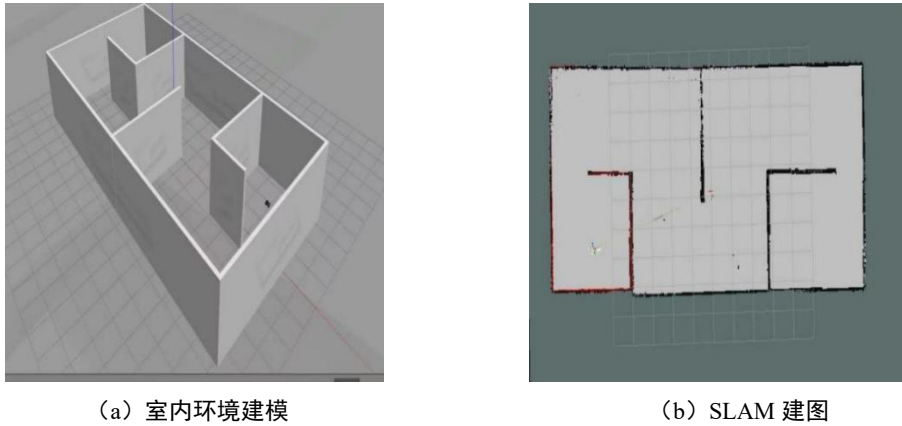


图 4 室内环境图

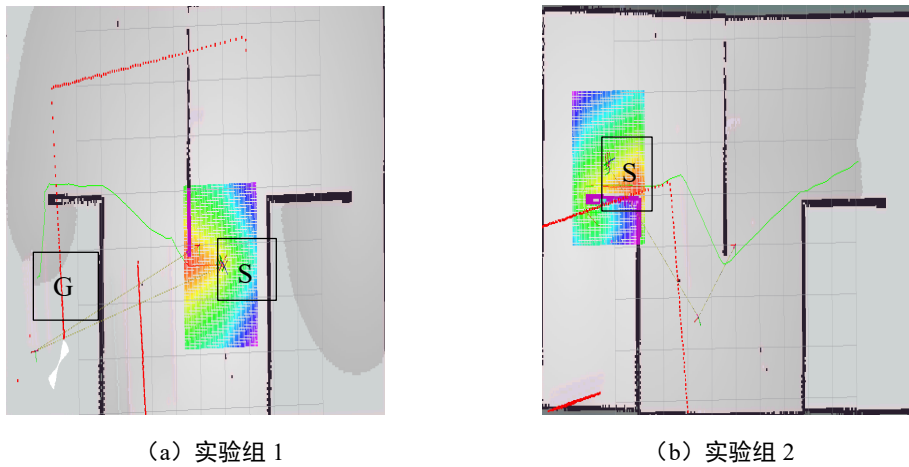


图 5 导航路径图

表 1 导航位置坐标与角度数据

实验组	目标位置坐标/ (cm)	目标位置角度/ (°)	到达位置坐标/ (cm)	到达位置角度/ (°)	距离误差/ (cm)	角度误差/ (°)
1	100,100	30	104,105	27	6.4	3
2	150,150	45	145,156	47	7.8	2
3	200,200	50	203,205	55	5.8	5
4	250,250	0	243,251	4	7.1	4
5	300,300	30	302,305	35	5.4	5

由表 1 可知, 5 组实验的距离误差在 5.4~7.8cm 之间, 平均值仅 6.5cm, 误差波动较小 (最大值与最小值

差值 2.4cm), 说明机器人在不同目标点的位置控制精度稳定, 能满足室内消防巡检对定位的需求, 角度误差

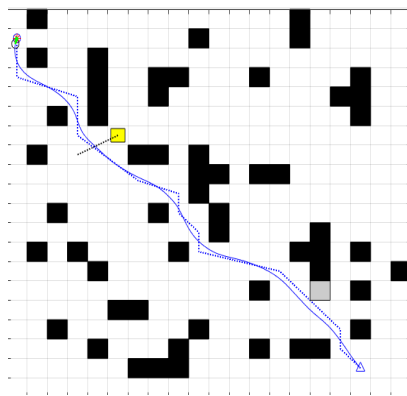
在 $2\sim 5^\circ$ 之间, 平均值 3.8° , 整体偏差较小, 仅实验组 3 和 5 的角度误差达到 5° , 可能是目标点角度设置的转向控制略复杂导致, 但仍处于可接受范围。小车导航前往预设的可能火情发生点位置与实际到达位置之间的误差较小, 在静态导航下, 机器人能根据 A* 算法规划出最短路径, 及时进行火情检测等工作。

3.1.4 动态避障中的优化算法

在实际情况下, 由于人员流动等产生的动态障碍物, 杂物掉落等产生的未知障碍物, 环境会更加复杂, 对 SLAM 建图效果有较大影响, 且机器人的电量有限, 动态窗口算法在面对动态障碍物时表现良好, 但容易陷入局部最优解, 如果能在动态避障的同时, 尽量贴合全局算法规划的路径, 能减少机器人电量的消耗^[13]。考虑在全局规划路径的基础上, 实时计算局部窗口内的障碍物密度等指标。当环境复杂时, 增加 DWA 的权重, 让机器人有更大的自由度偏离全局路径进行避障; 当环境简单时, 增加 A* 路径跟踪的权重。机器人在电量低时, 更加依赖全局算法的路径, 以提高机器人的使用时间。在传统动态窗口算法三项的基础上, 对算法进行改进, 引入动态权重 $\omega(t)$ 以及轨迹与 A* 全局路径的跟随程度, 得到以下公式:

$$G(v, w) = \sigma(\alpha \times heading(v, w) + \beta \times dist(v, w) + \gamma \times vel(v, w) + \omega(t) \times path(v, w)) \quad (3)$$

其中, v 为线速度、 w 为角速度, $heading(v, w)$ 为轨迹终点方向与当前目标点之间角度差, $dist(v, w)$ 为轨迹与最近障碍物的距离,



(a) 实验组 1

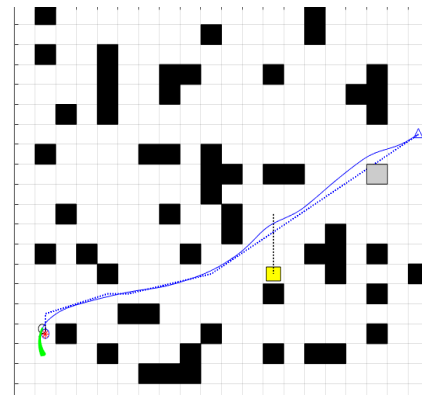
$vel(v, w)$ 为速度评价函数^[9], $path(v, w)$ 为轨迹与 A* 全局路径的跟随程度, 计算轨迹上采样点到全局路径的欧氏距离。 α, β, γ 分别为固定的权重, σ 为平滑函数。 $\omega(t)$ 根据机器人所处环境复杂度和机器人的电量等因素, 进行动态调整, 环境复杂度可由障碍物密度, 最近障碍物距离和通道宽度表示, 其中, 障碍物密度 D 和通道宽度 H 简化计算为:

$$\begin{cases} D = \frac{N_{occupied}}{N_{total}} \\ H = \frac{L_{corridor}}{2 \times L_{robot}} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $N_{occupied}$ 为规划窗口内被障碍物占据的栅格数量, N_{total} 为内总的栅格数量; $L_{corridor}$ 为 SLAM 建图估计的机器人前方可行走通道的宽度, 在机器人前方定义一个矩形检测区域沿前进方向分层扫描。 L_{robot} 为机器人宽度, 使用两倍的安全余量; 对于机器人电量指标由剩余电量与总电量之比得到采用合适的权重得到 $\omega(t)$, 动态权重 $\omega(t)$ 以“环境适配、续航优先、平滑过渡”为设计原则, 通过环境复杂度权重与电量系数协同计算, 得到公式:

$$\omega(t) = \omega_{env} \times (0.8 + 0.2B) \quad (5)$$

其中, ω_{env} 通过障碍物密度进行量化, B 为剩余电量与总电量之比, 通道宽度采用“ $1\text{m} \times 0.5\text{m}$ 矩形区域分层扫描 (5 层, 每层高 0.1m) 取最小可行宽度”的统计方法, 确保覆盖机器人全高度无碰撞风险。在对所有指标归一化后, 在 Matlab 中对算法进行二维仿真测试, 设置未知障碍物和动态障碍物, 如图 6 所示。



(b) 实验组 2

图 6 导航路径图

图中蓝色虚线为全局规划路径, 实线为运动路径, 灰色为未知障碍物, 黄色为动态障碍物。在面对未知障碍物和动态障碍物时, 机器人的轨迹与 A* 全局规划的最短路径偏离程度较小, 较全局规划算法, 提高机器人

的灵活性, 并通过动态权重规划, 增加机器人的使用时间。

在实际使用中, 机器人的自动驾驶系统使用 A* 算法进行全局静态路径规划, 并结合改进的动态窗口法

进行局部实时避障。建图核心采用 Cartographer 的 2D 激光 SLAM 通过子图匹配与闭环检测消除累积误差。输出的是二维平面上的扫描线数据, Cartographer 后端通过匹配这些稀疏的线状特征点云进行子图构建与闭环检测, 将原始数据转化为高精度的栅格地图。通过 ROS 系统中的 move_base 节点调用导航功能。在 Rviz 工具设定一个目标点, 该节点触发全局规划器生成路径, 并驱动局部规划器融合实时传感器数据, 输出速度指令由 STM32 驱动电机运动。机器人在面对高速不规则运动的障碍物时存在卡顿, 传感器在复杂情况下可能会灵敏度下降。

3.2 基于 YOLOv10 模型的火焰烟雾实时检测

火情检测功能基于 Orange Pi 5B 实现, 集成深度学习、目标检测与实时数据处理技术, 搭建 YOLOv10 火焰烟雾检测模型, 检测准确率达 91.8%。通过摄像头实时捕捉图像, 经模型处理后快速识别火焰与烟雾区域, 在上位机界面同步显示检测结果并触发警报^[10]。

3.2.1 数据集准备

模型训练数据集共包含 6744 张图像, 其中训练集 4832 张、验证集 1000 张、测试集 912 张。数据集涵盖多种场景下的火焰与烟雾样本并完成精准标注, 可满足模型泛化能力训练需求, 数据集示例如图 7 所示。

3.2.2 模型训练与优化

数据预处理阶段, 先对所有图像进行自动方向校正并剥离方向信息, 消除拍摄角度差异影响; 将图像统一调整为 640×640 像素, 通过拉伸适配模型输入需求, 在保障处理速度的同时保留图像特征辨识度。数据

集中火焰与烟雾实例数量基本均衡, 图像标注为两类目标, 边界框标注精准, 数据集标注分布如图 8 所示。

从图 8 可见, 标注框集中于图像中心区域, 易导致模型对边缘区域目标检测效果不佳。为此采用随机旋转、缩放、裁剪及颜色变化等数据增强方法, 模拟多元视角与环境条件, 全面提升模型检测能力。

3.2.3 系统集成与部署

系统实现从数据采集、模型加载到检测结果输出的全自动化流程。PR 曲线直观反映模型精确率与召回率关系, 训练结果显示, 火焰与烟雾的 mAP@0.5 分别达 0.95 和 0.915, 平均值为 0.932, 模型检测性能优异, PR 曲线如图 9 所示。

在性能指标方面, metrics/precision、metrics/recall、metrics/mAP50 和 metrics/mAP50-95 展示了模型性能的逐步提升。随着训练迭代的增加, 准确率和召回率不断提高, 这表明模型在识别正样本时变得更加精确, 且能捕捉到更多的正样本。metrics/mAP50 和 metrics/mAP50-95 的提升说明模型在不同 IoU 阈值下的检测性能均在提高。其中, mAP50 表示 IoU 为 0.5 时的平均精度, 而 mAP50-95 则涵盖了 IoU 从 0.5 到 0.95 不同阈值下的平均精度, 这更加全面地反映了模型在各种重叠程度下的表现。这些指标的稳步上升表明模型在整个训练过程中不断优化, 性能逐渐增强, 如图 10 所示。

F1 分数综合反映模型准确率与召回率, 对正负样本分布不均场景的评估具有重要意义。图 11 分别为样本 F1 分数曲线、模型准确率曲线及召回率曲线, 可全面评估模型实际应用效果^[15], 如图 11 所示。

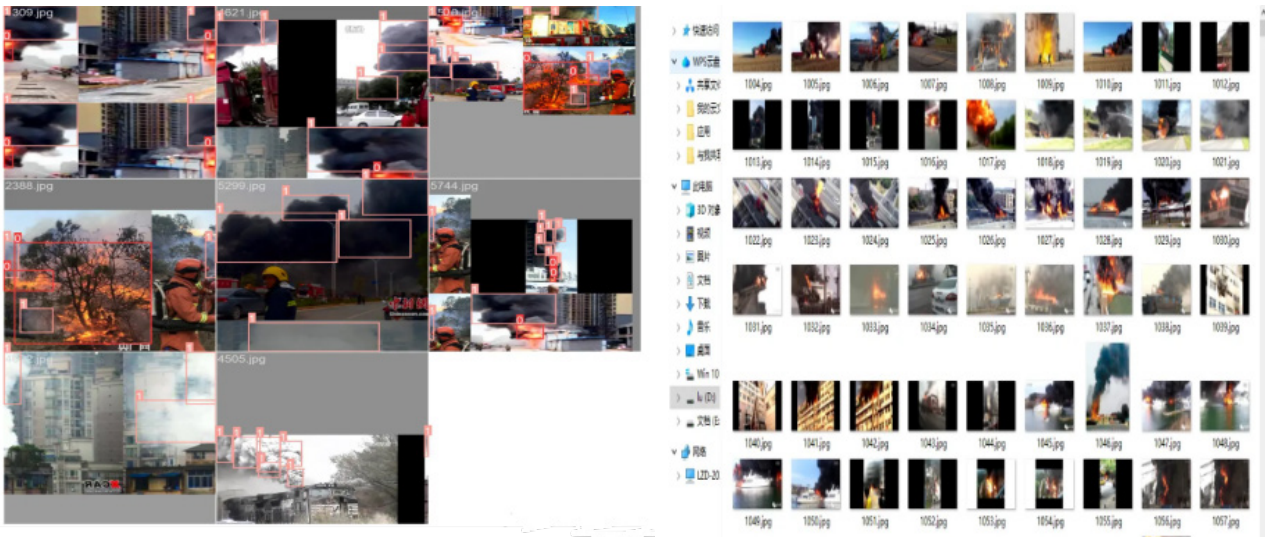


图 7 训练数据集

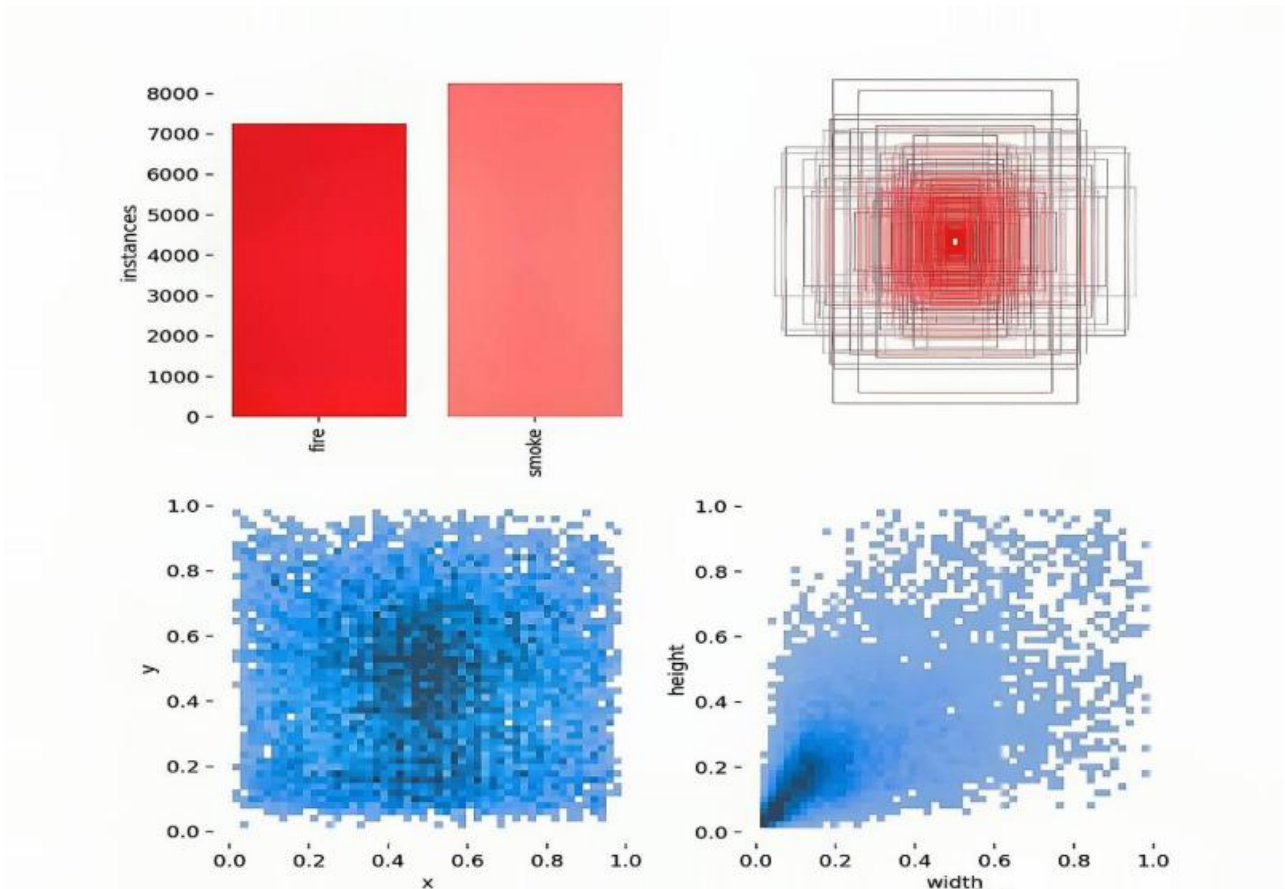


图 8 数据集的标注分布图

注: 左上图单位为标注实例的数量, 其余子图是目标框的归一化坐标

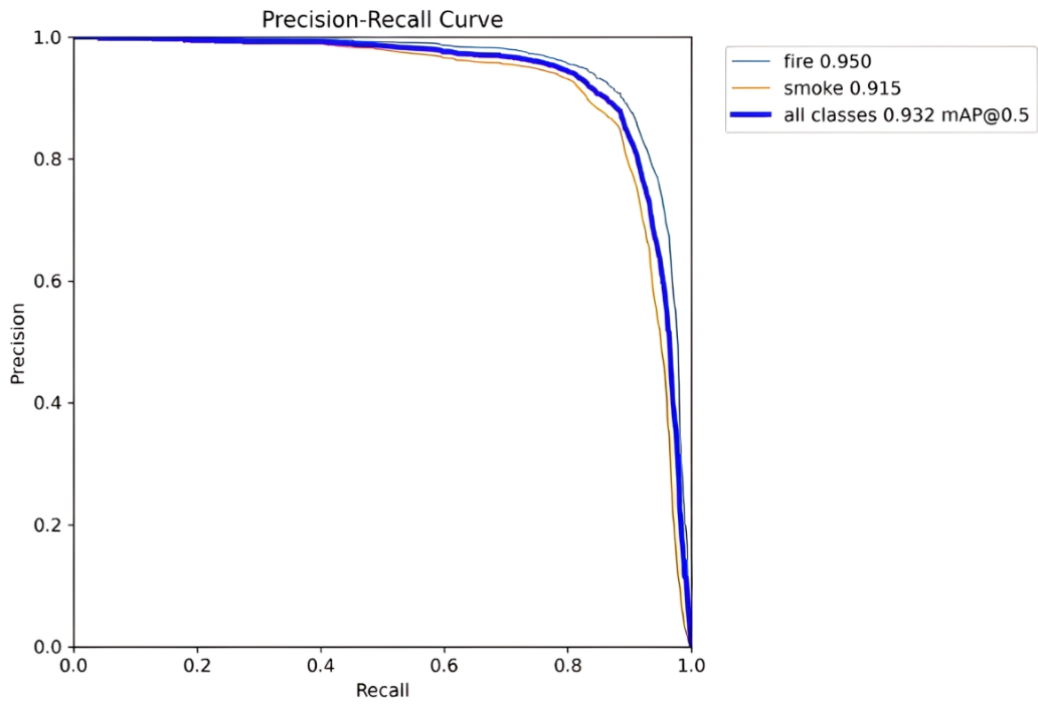


图 9 训练结果的 PR 曲线

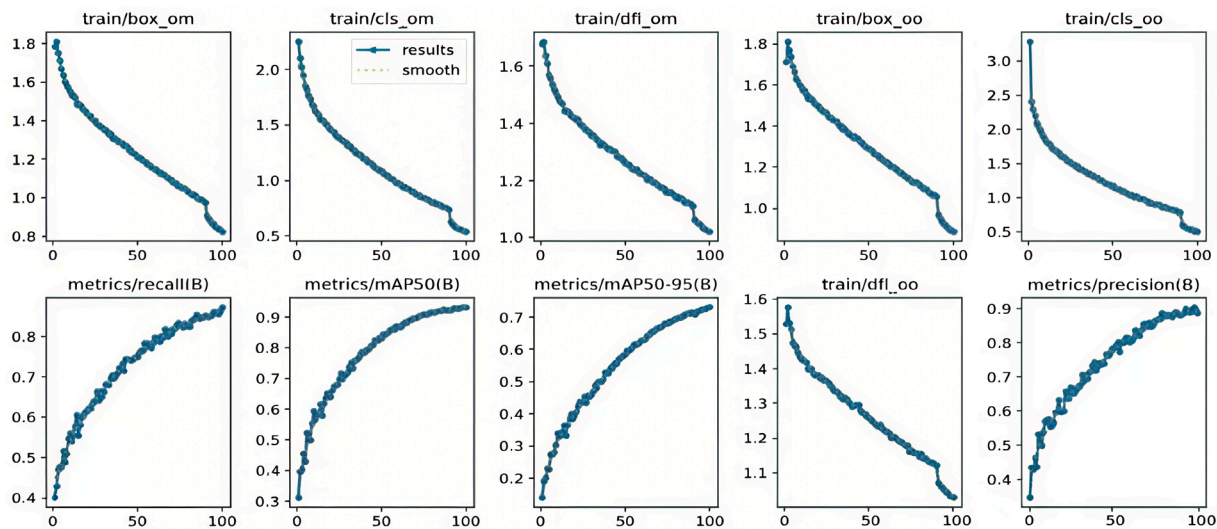
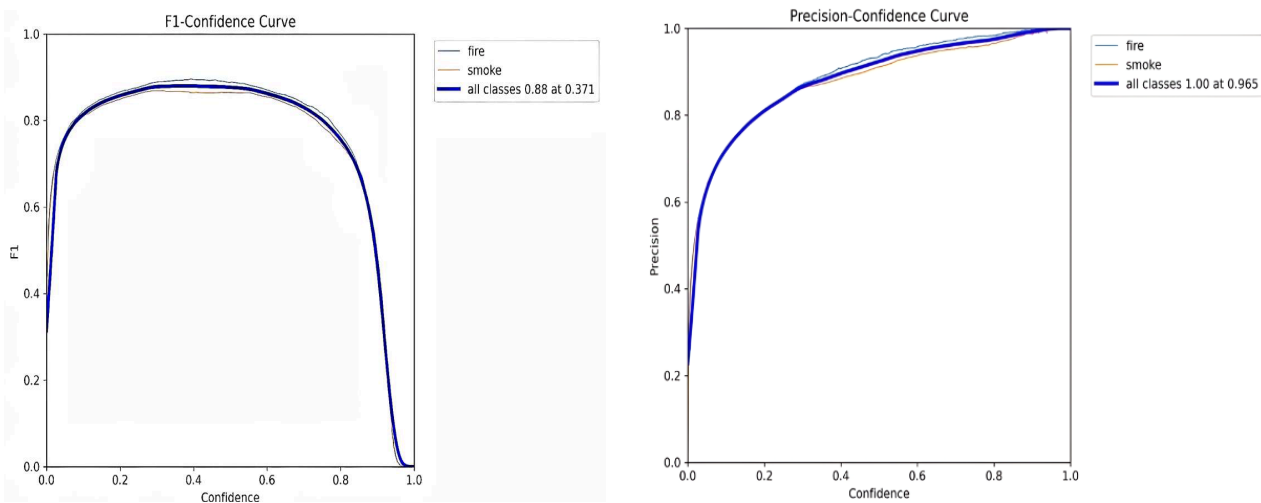


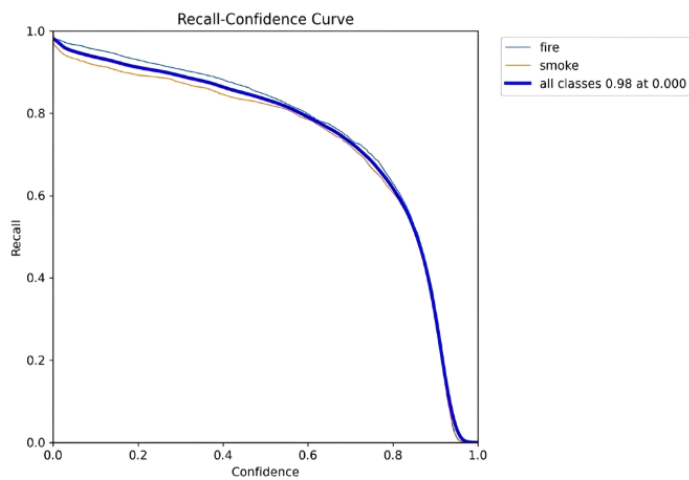
图 10 模型性能数据

注：第一行图表是损失函数数值，数值越小表示模型拟合效果越好，第二行是评估指标，越接近 1 表示模型检测性能越好



(a) 样本 F1 分数曲线

(b) 模型准确率曲线



(c) 模型召回率曲线

图 11 性能指标曲线

3.2.4 多传感器的加权融合

针对视觉检测仅能识别可见火情的局限性, 引入 CO 浓度探测器与温感探测器, 通过加权融合实现全场景火情检测。采用归一化方法预处理数据, 基于火灾特性经验分配权重: 明火作为强特征, 权重设为 0.6~0.7, 优先响应明火场景; 阴燃火灾中 CO 浓度先于明火升高, 权重设为 0.3~0.4, 补充阴燃火灾检测短板。通过设定融合值阈值, 进一步提升火焰检测的准确性与可靠性。

3.3 实地测试

为全面验证移动消防检测机器人在真实复杂环境下的综合性能, 本研究在设计完成的硬件平台和软件系统基础上, 于模拟室内火场环境中开展了多场景、多指标的实地测试。测试场地面积约为 45 平方米, 地面材质包含瓷砖区域 (约 15 平方米) 及地板区域 (约 30 平方米)。此外, 布置了桌椅、箱体等静态障碍物, 并通过人员走动与设置动态障碍。测试旨在系统评估机器人的建图精度、导航避障能力、火情检测可靠性以及系统整体稳定性。

3.3.1 建图与导航精度测试

机器人首先进行环境探索与建图, 以 5Hz 频率进行环境扫描, 最终生成的环境地图分辨率设置为 0.05 米。经多次测试, 地图对测试环境的平均覆盖率超过 95%。在构建的地图上随机设置 10 个目标点 (模拟可能火情点), 机器人通过 A* 算法进行全局路径规划, 并结合里程计与 IMU 数据进行融合定位。测试结果显示, 机器人抵达目标点的平均定位误差为 6.8 cm (标准差 ± 1.5 cm), 航向角平均误差为 4.2° (标准差 ± 1.8 °), 重复定位精度满足复杂室内环境的巡检需求。

3.3.2 动态与未知障碍物避障测试

为检验改进的动态窗口算法 (DWA) 的性能, 测试中引入了两种动态干扰: 一是人员以约 0.5 m/s 的速度沿随机路径移动 (模拟低速动态障碍); 二是从高处随机抛落小型纸箱 (模拟突发未知障碍)。在 20 次低速动态障碍测试中, 机器人成功避障 18 次, 成功率达 90%, 平均避障响应时间为 1.2 秒。在突发障碍测试中, 机器人因点云数据处理及决策延时, 出现局部路径重规划等现象, 但所有测试均能在 3 分钟内安全抵达目标点, 未发生碰撞。

3.3.3 多模态火情检测性能测试

在环境中不同位置 (包括开阔区域和角落) 布置了 4 处模拟火源 (2 处酒精灯、2 处打火机)。机器人沿预定路径巡航, 火情检测系统持续运行。基于 YOLOv10 的视觉检测模块对所有明火的成功识别率

为 100%, 平均响应时间为 2.5 秒, 检测结果实时显示于上位机界面并触发声光报警。在两次测试中, 人为引入强光干扰 (手电筒正向照射) 情况下, 视觉检测模块出现短暂漏报 (1 次)。此时, 多传感器加权融合机制启动, 依赖火焰探测器 (权重 0.35) 和温度传感器 (权重 0.25) 的数据进行综合判断, 成功触发了报警, 验证了系统在视觉受限条件下的冗余检测能力。整个测试中, 融合系统的误报率为 0%, 漏报率低于 5%。

3.3.4 系统集成与稳定性测试:

开展 1.5 小时连续运行测试, 机器人持续执行建图、导航与火情检测任务, ROS 主节点与 STM32 下位机通信稳定, 无节点崩溃或通信中断现象。电量监测显示, 满电状态下系统可连续工作约 130 分钟, 满足典型室内场景单次巡检需求; Orange Pi 5B 的 CPU 与内存占用率处于合理范围, 未因计算资源瓶颈导致性能下降。

测试结果表明, 该移动消防检测机器人具备良好的环境适应性、可靠的自主运行能力与高效的火情检测性能, 其硬件架构、算法设计及系统集成策略的有效性得到充分验证, 为后续真实消防场景部署奠定坚实基础。

4 结语

本研究基于 ROS 框架设计并实现了一款自主巡航移动消防检测机器人, 有效强化了消防机器人在火情监测领域的小型化与智能化应用。实验验证, Orange Pi 与 STM32 双层控制架构可高效协调上层决策与底层执行, 结合 SLAM 算法实现了复杂室内环境下的精准定位与路径规划; 多传感器协同工作赋予机器人实时火情检测与报警能力。同时, 研究也明确了现有不足: 极端烟雾或强光干扰下, 火焰传感器检测准确性会下降; 激光雷达在非结构化环境中的建图效率仍有优化空间。

该机器人的核心实用价值在于显著提升复杂室内环境消防检测效率, 降低人工干预风险, 适用于化工厂、仓库等高危场所。未来将重点开展三方面优化工作: 一是优化传感器抗干扰算法, 提升检测鲁棒性; 二是引入先进深度学习技术, 增强环境感知能力; 三是探索多机器人协作框架, 并通过长期实地测试进一步验证系统稳定性与扩展性。

参考文献

- [1] 方江平. 消防灭火机器人研究进展[J]. 今日消防, 2020, 5(03):19-22.
- [2] 黄炜, 宋姣, 顾书语, 等. 场景驱动的四足消防机器人设计研

- 究[J].物联网技术,2024,14(12):71-74.
- [3] 孔令棚,罗小颖,林桂平等.基于 STM32 的全地形越障排爆智能小车设计与实现[J].自动化与仪表,2024,39(11):64-68.
- [4] 于子珺,刁立强,曹镇宇等.基于树莓派和 ROS 系统的机器人研究[J].物联网技术,2024,14(12):112-114+118.
- [5] 朱立忠,申子乾.基于多传感器的 ROS 小车底层设计[J].工业控制计算机,2023,36(06):54-56+59.
- [6] 杨骏,梁念渝,邓力夫.基于“树莓派+5G+Python”的户外实训基地监控系统设计[J].现代信息科技,2023,7(17):164-167.
- [7] 陈璇,张立勇,陈超等.温室智能循迹小车系统稳定性研究[J].电子设计工程,2023,31(18):90-94+99.
- [8] 勒伍杨,喻俊松,万生鹏.基于 ROS 的激光 SLAM 地图优化技术研究[J].南昌航空大学学报(自然科学版),2024,38(04):95-102.
- [9] 宋志强,邹佳佳.基于 ROS 的无人车控制系统设计与实现[J].信息技术,2024,(10):37-43.
- [10] 王栋茗,姜歌东.基于 ROS 的制造车间移动机器人导航仿真[J/OL].内蒙古工业大学学报(自然科学版),1-8[2025-02-13].
- [11] 李铮,徐石冰,张轶强等.基于推力补偿的负压吸附式光伏板清洁机器人[J].宁波工程学院学报,2024,36(03):94-99.
- [12] https://blog.51cto.com/u_15755707/12437015.
- [13] 张云寒.面向大型复杂建筑的室内动态路径规划方法[D].电子科技大学,2025.
- [14] 潘明明,王白根,齐红涛等.面向电气设施火灾早期检测的多模态融合模型[J].电子技术应用,2025,51(06):10-15.
- [15] 杨红莉,梁远生,于浩等.基于激光雷达与视觉融合的机器人 SLAM 技术[J].现代信息科技,2025,9(22):194-198.

版权声明: ©2026 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS