

温玥, 王冰倩, 张洪坤, 等. GPS 遮挡环境下的跨域视图联合定位系统设计[J]. 智能计算机与应用, 2026, 16(3): 79-87.
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24051303

GPS 遮挡环境下的跨域视图联合定位系统设计

温玥^{1,2}, 王冰倩^{1,2}, 张洪坤^{1,2}, 黄紫怡^{1,2}, 高精菠^{1,2}, 杨璐^{1,2}

(1 天津理工大学 天津市先进机电系统设计与智能控制重点实验室, 天津 300384;

2 机电工程国家级实验教学示范中心(天津理工大学), 天津 300384)

摘要: 研究可知, 卫星全球定位系统 GPS (Global Positioning System) 进入全面运行状态, 可以为全球陆海空用户提供导航定位服务。然而, GPS 定位系统在恶劣环境下可能导致能力降低或丧失, 在此情况下, 需要一种能提供同等精确度和功能的代导航系统。本文提出 GPS 遮挡环境下的跨域视图联合定位系统, 利用超宽带 UWB 技术, 通过部署基站和接收器精确测量无人机 (UAV) 和无人车 (UGV) 到目标的距离, 从而确定其位置; 同时, 由车载摄像头捕获图像数据, 采用 YOLOv5 算法实时进行目标检测和识别, 提供目标的类别和边界框信息; 此外, 卡尔曼滤波器作为递归估计算法, 融合 UWB 的距离测量和 YOLOv5 的检测结果, 优化目标位置的估计, 确保定位的准确性和导航的平滑性。实验证明, 系统能够实现 GPS 故障情况下的准确定位, 提高导航的可靠性和精度, 该系统可应用于城市交通管理、森林巡查和搜救任务, 在城市、森林和高山等 GPS 信号遮挡环境下的定位导航领域拥有广阔的应用前景。

关键词: UWB 定位; 跨域定位; YOLOv5 算法; GPS 遮挡环境

中图分类号: U469; TP212

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2026)03-0079-09

Design on cross-domain view co-location system under GPS occlusion

WEN Yue^{1,2}, WANG Bingqian^{1,2}, ZHANG Hongkun^{1,2}, HUANG Ziyi^{1,2}, GAO Xubo^{1,2}, YANG Lu^{1,2}

(1 Tianjin Key Laboratory for Advanced Mechatronic System Design and Intelligent Control, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China; 2 National Demonstration Center for Experimental Mechanical and Electrical Engineering Education (Tianjin University of Technology), Tianjin 300384, China)

Abstract: Existing research indicates the satellite Global Positioning System (GPS) entered a fully operational state, which can provide navigation and positioning services for global land, sea and air users. However, this positioning system can lead to reduced or lost GPS capabilities in harsh environments, where a surrogate navigation system that can provide equal accuracy and functionality is required. This paper proposes a cross-domain view joint positioning system in the GPS occlusion environment, which uses ultra-wideband UWB technology to accurately measure the distance from UAV and UGV to the target by deploying base stations and receivers, so as to determine their location. At the same time, the image data is captured by the on-board camera, and the YOLOv5 algorithm is used to detect and identify the target in real time, and provide the category and bounding box information of the target. In addition, the Kalman filter is used as a recursive estimation algorithm, which fuses the distance measurement of UWB and the detection results of YOLOv5 to optimize the estimation of the target position and ensure the accuracy of positioning and the smoothness of navigation. Experiments have proved that the system can achieve accurate positioning in the case of GPS failure, improve the reliability and accuracy of navigation. The system can be applied to urban traffic management, forest patrol and search and rescue tasks, and has broad application prospects in the field of positioning and navigation in the GPS signal occlusion environment such as cities, forests and mountains.

Key words: UWB localization; cross-domain localization; YOLOv5; GPS occlusion environment

0 引言

上世纪 90 年代, GPS 进入全面运行状态, 可以

为全球陆海空用户提供导航定位服务。但这种定位系统对军事而言有 2 个重大限制: 受限于环境天气因素导致视线范围小和信号遭受破坏可能性大。因

基金项目: 大学生创新创业训练计划项目(202210060094); 天津市自然科学基金项目(23JCYBJC00440)。

作者简介: 温玥(2002—), 女, 本科生, 主要研究方向: 智能制造; 王冰倩(2001—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能车辆。

通信作者: 杨璐(1982—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向: 智能车辆。Email: yanglu8206@163.com。

收稿日期: 2024-05-13

此,无论出现哪种情况,都可能导致 GPS 能力降低或丧失,在此情况下,就需要一种能提供同等精确度和功能的代导航系统。

在实际复杂环境中,使用单一类型机器人进行环境感知任务可能遇到感知性能不足、视角受限等问题,不能很好的完成任务,如何使用不同种类机器人协同工作提升系统环境感知能力是目前亟待解决的问题,所以无人机与无人车的结合使用,使得空地协同系统在民用和军用得到了较好的应用^[1]。比如:险区作战、敌情侦察、灾情救援等^[2-3]。通过减少非必要的人员伤亡,无人机与无人车的作业能力将得到实质性提升,进而显著提高执行任务的效率。

首先,无人机能够轻松飞越障碍物,比如高楼、森林或山区,从而在没有 GPS 信号的情况下仍然可以执行侦察、拍摄等任务。其次,无人车的优势则主要体现在其稳定性和自身的传感器上,如激光雷达、毫米波雷达和摄像头等,这些传感器可以在 GPS 信号不佳的情况下提供精确的定位和导航信息。无人机在灵活性和空中视角方面表现出色,而无人车则在稳定性和地面操作能力方面占据优势。根据具体应用场景和需求,可以选择合适的无人系统来执行任务。为紧急救援、搜救、重大自然灾害抢救抢险等方面提供了更有利的条件。

Chang 等学者^[4]研究了 GPS 拒绝环境下的无人机自主导航,首先依据地图的使用情况将导航策略划分为 2 类:无需地图的导航方式和依赖地图的策略。在无图导航中,根据共有特征,进一步细分为 3 种不同的方法:集成法、直接法和间接法。而基于地图的导航策略则被分为 2 个子类。一个是基于已知地图或空间信息的导航;另一个是利用先验知识来构建地图的方法。

为了深入分析这些不同的导航策略,研究者采用了 3 个统一的评价标准来衡量各策略性能,即路径长度、偏航率和探索效率。此外,研究选取了 3 种典型的导航策略,并在 2 种模拟的室内环境中执行了总计 120 次飞行试验。实验结果表明,采用基于卷积神经网络(CNN)的导航距离估计方法能够在成功飞行的概率、所需时间和路径长度之间取得平衡。

Kumar 等学者^[5]提出的系统是一个四旋翼 UAV,配备了惯性和声呐传感器,使其能够在未知障碍物的 GPS 拒绝室内环境中实现自主飞行,该系统不仅能自主飞行,还能跟踪一个已知目标,利用传感器帮助地理定位该目标,并将目标的图像和位置信息传回地面站。

在城市环境中,由于室内环境(如隧道)、拥挤区域和恶劣天气条件的影响,传统的基于 GPS 的导航系统可能无法提供可靠的服务。Badshah 等学者^[6]提出了一种新颖的基于视觉传感器的车辆导航方法,使用修改后的归一化相位相关性(Normalized Phase Correlation)技术,该方法的核心在于通过图像配准技术来确定连续帧之间的像素偏移量。这对于智能城市中可能存在的 GPS 信号受阻或不可用的环境非常有用,通过使用视觉传感器和图像处理技术,该方法能够实现车辆的自主定位和导航。这种方法在智能城市中传统技术无法提供足够解决方案的情况下,利用最少的资源提供了准确的结果。

上述研究均是基于 GPS 信号受阻或不可用的基础上,进行的视觉惯性的优化,但同样也增加了程序的复杂度,导致惯导系统的改良则需要其他系统辅助进行,面临着方法失效问题。在综合考量了多种现有通信技术的利弊之后,本研究创新性地采用了超宽带(UWB)技术来替代 GPS 进行定位。这种设计显著提高了在多样复杂环境中的定位精度和抗干扰能力。UWB 技术具有系统复杂性低、能耗低、便于携带以及高安全性等优点,并且能有效减少多路径效应导致的干扰。此外,结合 YOLOv5 算法,该系统不仅能够识别目标物体,还能进行距离测量。通过对无人车和无人机传回的图像数据和定位信息进行终端分析,并经过多次实验优化,本研究最终开发出了一个同时具有高精度和高鲁棒性的跨界视图联合定位系统。

1 系统方案设计

1.1 系统结构设计

系统联合无人机和无人车,基于深度神经网络,以 UWB 定位技术为核心,结合 STM32 单片机,传感器模块、摄像头处理模块,通过 YOLOv5 算法以及混合 A* 算法,对无人小车实现了路径规划和智能避障功能。系统总体设计结构如图 1 所示。

1.2 系统流程设计

(1) 无人机确定大致位置:无人机飞行在目标区域上空,通过无人机上的摄像头拍摄高空视角的图像,并通过 UWB 传感器得到目标大致位置。

(2) 图像传输与处理:无人机将拍摄的图像和位置传输至地面终端,图像在终端被传输给无人车,无人车对图像进行预处理,如图像增强、去噪等。

(3) 无人车移动并拍摄低空视角图像:车辆移动到大致位置,通过地面车辆上的摄像头拍摄低空视角的图像,获取更加详细的目标信息。

(4) 无人车目标检测:该过程通过运用先进的目标检测算法,对捕获的图像数据进行精确处理,从而提取出目标的关键特征信息,这些信息包括但不限于目标的具体位置、尺寸以及形态等。

(5) 地面车辆目标定位与追踪:准确获取目标在三维空间坐标系中的实时位置信息,实现目标的定位与追踪,并持续将目标准确定位传输到地面终端。

(6) 终端数据分析:定位和图像被送入终端,经过数据整合,最终传输到离线地图。

综上可得系统设计流程(如图 2 所示)。

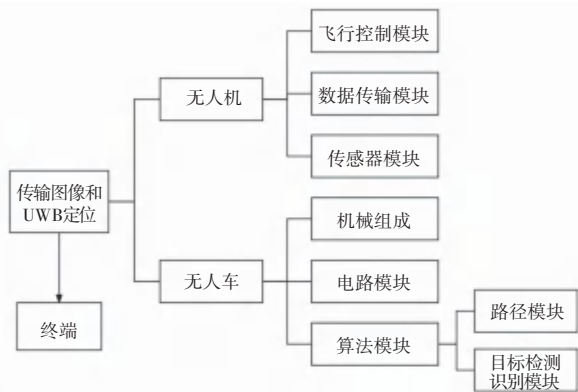


图 1 系统总体结构设计

Fig. 1 Overall system architecture design

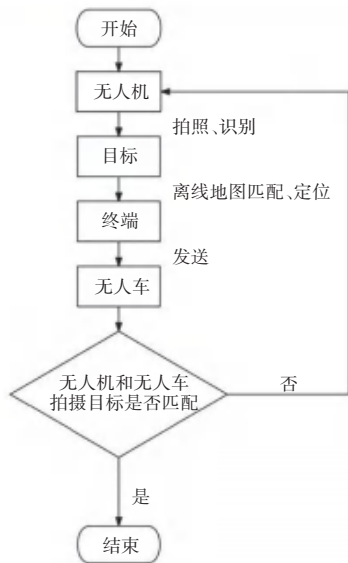


图 2 系统流程设计

Fig. 2 System process design

2 跨域视图联合定位系统设计

2.1 无人机系统

2.1.1 无人机硬件

由于在巡航时对悬停几乎没有要求,所以采用双发固定翼常规布局以及上单翼来提高稳定性,可通过稍微增大后掠角来增大飞机的巡航速度,加快

无人机侦察定位^[7]。本系统使用的是自组 F330 型号的无人机,如图 3 所示。该无人机的机架较大,电机功率也大,适用于长时间稳定的飞行作业,有利于图片的传输和精准的定位。无人机具体参数见表 1。



图 3 自组 F330 实物

Fig. 3 Self-assembled F330 physical model

表 1 无人机具体参数

Table 1 Specific parameters of drones

| 名称 | 参数 |
|---------------|------------------------|
| 飞行器型号 | Flame Wheel 330 (F330) |
| 机身重量/g | 156 |
| 对称电机轴距/mm | 330 |
| 起飞重量/g | 600 ~ 1 200 |
| 螺旋桨/in | 8.0×4.5 |
| 电池 | 3S~4SLiPo |
| 电机尺寸/(mm ×mm) | 22 × 12 (Statorsize) |
| 电调 | 15A OPTO |

在构建飞行控制系统时,选用了 Pixhawk 飞控板作为主导航处理单元,该飞控板内置了高性能的 STM32F427 处理器,其核心为 32 位 ARM Cortex-M4 内核。这一组合专门用于承担飞行过程中的关键任务,包括处理复杂的运算逻辑和飞行路径规划,确保无人机的稳定飞行与高效导航。并且采用模糊 PID 控制,相当于在局部增加了模糊规则的数量,从而在不增加复杂度的情况下提高了控制精度^[8],提升了无人机飞行的稳定性。

在构建传感器模块时,将其划分为板载传感器和外围传感器两大类。该系统内置了多种传感器,包括具有双重备份的 IMU(用于测量运动和方向)、磁力计和气压计,这样的设计提高了系统的稳定性和可靠性。此外,还包括了激光测距仪和 UWB 模块等多种外部传感器。激光测距仪使用 850 nm 红外光,并采用飞行时间(ToF)技术,能够精确和灵敏地测量距离,确保传感器在复杂环境中的性能表现。数据传输模块由遥控器、无线数据传输、地面站和 1080p 超清摄像头等硬件构成,用来实现无人机系统与地面终端的通讯任务。

在运行中,首先利用 STM32 和超清摄像头模块

采集图像数据,将 ESP8266 串口模块配置好,让其连接上位机服务器。ESP8266 串口模块可以接收到 STM32 采集到的图像数据,发送过来的数据会被原封不动地通过 WiFi 发送给地面 PC 客户端中的上位机,上位机再将这些图像数据解析为图像显示出来。

2.1.2 无人机姿态

四旋翼无人机的基本运动姿态可以用图 4 进行描述。

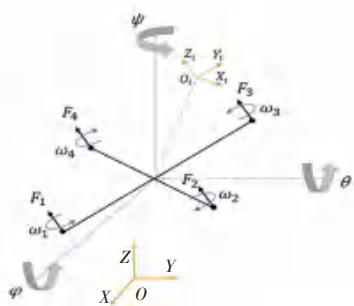


图 4 无人机位姿示意图

Fig. 4 Schematic diagram of drones pose

$$R_b^e = \begin{pmatrix} \cos \theta \cos \psi & \cos \psi \sin \theta \sin \varphi - \sin \psi \cos \varphi & \cos \psi \sin \theta \cos \varphi + \sin \psi \sin \varphi \\ \cos \theta \sin \psi & \sin \psi \sin \theta \sin \varphi + \cos \psi \cos \varphi & \sin \psi \sin \theta \cos \varphi - \cos \psi \sin \varphi \\ -\sin \theta & \sin \varphi \cos \theta & \cos \varphi \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \dot{\psi} \\ \dot{\varphi} \\ \dot{\theta} \end{pmatrix} \quad (2)$$

2.2 无人车系统

2.2.1 小车的机械组成

采用 3 mm 四驱底盘, M3 双通六角铜柱螺柱作为支架, 配备 L298N 双 H 桥直流电机驱动芯片, 有 4 个独立电机驱动的橡胶车轮, 增加 LADAR 激光雷达和 SG90 舵机云台。

无人车使用了 HC-SR04 超声波传感器来实现避障功能, 该传感器包含超声波发射器、接收器和精密的控制电路, 能够以高达 3 mm 精度测量距离, 且非常稳定。由于传感器具有高精度和很小盲区, 能为无人车在复杂环境中导航提供可靠保障。在行驶过程中, 无人车能够准确识别障碍物, 并在障碍物靠近预设的安全距离时迅速做出反应, 如放慢速度或改变方向来避免碰撞, 这种智能避障策略确保了无人车能够安全地到达目的地, 同时还配备了红外线传感器、高清摄像头、WiFi 蓝牙等多项传感器协助实现路径规划、遥感等功能。无人车实物如图 5 所示。

2.2.2 小车的电路模块

ZYSTM32-A1 单片机作为小车的底层控制器, 可靠性强, 是系统运行的核心, 被大量运用于工业中。本文采用 L298N 双 H 桥直流电机驱动模块, 具有过温保护功能和较高的噪声抑制比优势。驱动板结构如图 6 所示。

图 4 中, 第 i 个旋翼旋转产生的升力用 F_i ($i = 1, 2, 3, 4$) 表示。其中, 一对旋翼都是顺时针旋转, 另一对都是逆时针旋转以平衡力矩。

选定无人机的重心为坐标系的原点, 根据无人机的初始姿态确定好参考坐标系, 以 X 轴为前进方向, Y 轴为向左方向, Z 轴为向上方向。无人机的位置可以用其重心相对于参考坐标系的 3 个坐标来表示:

$$p = x\vec{i} + y\vec{j} + z\vec{k} \quad (1)$$

其中, x, y, z 表示参考坐标系中表示无人机重心的坐标, 即 x, y, z 是无人机的 3 个位置矢量。

在无人机上固连一个运动坐标系, 确定了运动坐标系的姿态也就确定了无人机的姿态, 初始状态运动坐标系与参考坐标系重合, 则无人机的姿态可以使用欧拉角(滚转、俯仰和偏航角)来表示。

无人机的姿态可用 $\theta = [\varphi, \theta, \psi]^T$ 描述。无人机任一位置的运动坐标系 $O_i x_i y_i z_i$ 到参考坐标系 $Oxyz$ 的旋转矩阵表示为:



图 5 无人车实物图

Fig. 5 Physical image of autonomous vehicle

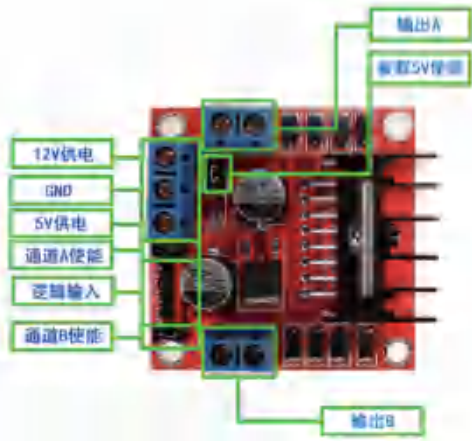


图 6 L298N 电机驱动板

Fig. 6 L298N motor driver board

通过内部集成式方法,L298N电机驱动模块对电路PWM信号进行调控以此来控制小车的启动与运行速度。建立STM32控制板与Arduino uno计算机开发板的串口通信,增加多种嵌入式设备,为无人车提供基于YOLOv5目标检测算法视觉识别的硬件平台。激光雷达与工作站P52进行数据传输,负责感知周围环境探测障碍物,设计中采用基于LINUX的Ubuntu16.04操作系统并安装ROS,利用ROS工具包处理大规模三维点坐标云数据。

2.2.3 小车的算法模块

(1)路径规划模块。 A^* 算法^[9]作为应用于无人车全局路径规划的启发式算法,具有搜索路径较短和运算速度较快等优点^[10]。本文主要以S5PV210处理器与UWB定位模块为核心部件,获得无人机定位后将信息传输至小车获取,使用小车在飞行过程中传输的图片信息,采用混合 A^* 算法对路径进行规划。

在探讨混合 A^* 算法时,从狭义和广义两个角度进行分析。狭义的混合 A^* 专注于核心的搜索过程,而广义的混合 A^* 则进一步包含了后处理步骤,使其功能更为完善。从这个角度来看,混合 A^* 算法实际上是由多个模块组合而成的系统。混合 A^* 算法在具有运动约束的小车导航中表现出色,其设计理念融合了探索树方法与 A^* 算法的核心思想,形成了一种创新的路径规划方法。具体算法对比结果见表2。

表2 3种算法对比

Table 2 Comparison of three algorithms

| 算法 | 考虑运动约束 | 考虑障碍物 |
|-------------|--------|-------|
| A^* 算法 | 否 | 是 |
| Reeds-Sheep | 是 | 否 |
| 混合 A^* 算法 | 是 | 是 |

A^* 算法可以看成是一颗生长树,从起点开始不断向外探索,直到找到目标点停止生长。 A^* 就知道哪些节点离目标更近,故而会优先生长更近的节点,比Dijkstra方法快。

本研究中应用的混合 A^* 算法采用了双向搜索的方法,这意味着该算法不仅从起点向终点搜索路径,同时也从终点向起点搜索,这样的策略在终点区域有很多障碍物的情况下特别有效。此外,该算法能够根据情况调整搜索的精细度,在障碍物密集的区域使用更细致的分辨率以确保路径规划的准确性。对传统的混合 A^* 算法的路径节点进行简化处理,减少局部路径的曲折性,使新路径轨迹长度更

短;同时对靠近障碍物的节点进行补偿处理,减少路径轨迹过于靠近障碍带来的不必要的碰撞问题。路径实验模拟如图7、图8所示。



图7 传统算法路径模拟结果

Fig. 7 Simulation results of traditional algorithm path



图8 改进算法路径模拟结果

Fig. 8 Simulation results of improved algorithm path

(2)目标检测识别模块。基于YOLOv5算法,在YOLOv4算法基础上进一步丰富了网络子结构,同时采用了新的损失函数。该技术通过将目标检测视作回归任务,允许单一的卷积神经网络(CNN)处理完整图像,将图像划分成多个网格,并为每个网格预测类别概率及边界框的位置。每个边界框的位置通过4个参数定义:框中心的坐标、高度、宽度以及与对象类别相对应的映射。

YOLOv5使用的基于区域的完全卷积网络(R-FCN)模型,添加了位置敏感的RoI池,与传统的Faster R-CNN^[11]相比,这进一步提高了目标检测精度。该系统能够实时处理视频流,保持低于25ms的低延迟,并且检测精度超过以往实时系统两倍以上^[12]。YOLOv5的快速性和准确性加快了目标识别的模型训练速度,并且可以批量处理推理产生实时的结果。

YOLOv5目标检测算法模型主要包括特征提取网络(Backbone)、融合网络(Neck)和检测网络(Head)三部分^[13]。

本文需要无人车在地空视角拍摄图像,会出现多相似目标高重叠的场景,故采用在传统的YOLOv5视觉检测所用的非极大值抑制算法上选择改良的Soft-NMS替代原有的NMS。传统NMS通过

保留具有最高置信度分数的边界框,从而删除重叠边界框。采用了 Soft-NMS 算法,则通过温和降低非最大检测框的置信度而非直接移除来优化目标检测,只需对 NMS 算法做简单修改,无需额外参数。NMS 机器优化评估见表 3。

表 3 传统 NMS 和 Soft-NMS 模型评估结果

Table 3 Evaluation results of traditional NMS and Soft-NMS models

| 模型 | 精度 | 召回率 |
|-------------|-------|-------|
| 传统 NMS | 0.643 | 0.366 |
| 改良 Soft-NMS | 0.661 | 0.484 |

可以看出,改良的 Soft-NMS 提高了目标检测的召回率,提升了对密集遮挡物的检测能力。Soft-NMS 引入了一个概率性的减弱函数,这个函数允许在一种平滑的方式下减少边界框的置信度:

$$s_i = \begin{cases} s_i, & \text{IoU}(M, b_i) < N_i \\ s_i(1 - \text{IoU}(M, b_i)), & \text{IoU}(M, b_i) \geq N_i \end{cases} \quad (3)$$

其中, s_i 表示边界框置信度得分; $\text{IoU}(M, b_i)$ 表示置信度最高得分边界框与当前边界框 b_i 的 IoU 计算值; N_i 表示阈值。

小车装备的高清摄像头具备动态调整能力,能随小车的移动进行自适应的偏转和校准,确保实时捕获并传输小车正前方的图像数据。一旦图像被捕获,上位机软件将即时读取这些信息,并经过处理识别出目标物体或精确框选出目标。软件按照预定的通信协议,将目标的位置坐标通过串口准确地发送到 STM32 主控芯片中。芯片收到数据后将解析协议内容,确定目标的精确方位并据此发出指令,驱动小车进行相应的运动,直至抵达指定的目标位置。

图 9 为无人车跟踪笔记本为目标的场景。在该场景中,车载相机从不同角度读取出目标物的精度,以笔记本屏幕主视角为起始角度。

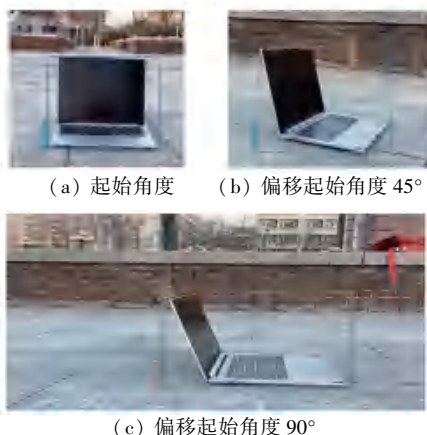


图 9 目标识别和检测实验

Fig. 9 Target recognition and detection experiment

检测结果见表 4。经过对识别情况的分析,可以发现小车对目标物的正面识别精度高,排除极端角度情况,识别精确度全部在 94% 以上。目标识别成功率较大,表明无人车系统定位具有一定的准确性和鲁棒性,满足设计要求。

表 4 目标识别和检测实验结果

Table 4 Results of target recognition and detection experiment %

| 结果 | 起始角度 | 偏移起始角度 45° | 偏移起始角度 90° |
|--------|------|------------|------------|
| 目标识别精度 | 94.9 | 94.1 | 0 |

2.3 UWB 定位

超宽带(UWB)技术是一种不同于传统通信技术的无线传输方法。该技术不需要连续的高频信号,而是通过发射非常短的脉冲(在纳秒时间范围内),这种方式也被称作脉冲无线电信号,来实现数据的无线传输^[14]。信息的传递可以通过调整这些脉冲的幅度、时间或相位来编码,从而在接收端重建出原始信息。相对地,传统的通信技术,如无线广播、4G 通信和 WiFi 等,使用的是基于连续波(CW)信号的方法发送载。

本文采用的是“3 基站+单标签”的模式,用 3 个 STM32 单片机作为 3 个基站,1 个 DWM1000 芯片安装在无人机上作为标签。3 个基站与标签之间使用双边测距法进行实时测距,并且把 TW-TOA 距离测量作为精确距离估计,将坐标发送给客户端。双边测距法的数学定义公式为:

$$D = V_L \times T_D / 2 \quad (4)$$

其中, D 表示距离; V_L 表示光速; T_D 表示时间差。

在 XY 平面, 3 个基站即有 3 个圈,能够确定一个点,如图 10(a)所示。

假设无人机标签的位置坐标为 (x, y) ,用坐标 (x_i, y_i) 表示第 i 个基站的位置,用 r_i 表示第 i 个基站距离标签的距离,如图 10(b)所示。根据其几何意义,则满足如下关系:

$$(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 = r_i^2, i \in (0, 1, 2) \quad (5)$$

该三边定位法优点是简单、易于实现,只需 3 个基站的位置和基站到无人机标签的距离即可。也不依赖于复杂的信号处理算法,适用于不同环境和应用场景,并且具有对测距误差的容忍度相对较高的优势^[15]。

在模拟的基础上,使用 TDOA 算法^[16-17]进行多环境情况下的定位实验测试,分别在室内、晴天室外树林和雨天室外树林中进行测试,将标签坐标统一设置在 $(5.0 \ 2.0 \ 0.0)$ 。其中,3 个基站的坐标位置设置见表 5。通过传感器多次得出标签的坐标数

据,并求平均值,结果统计见表 6。

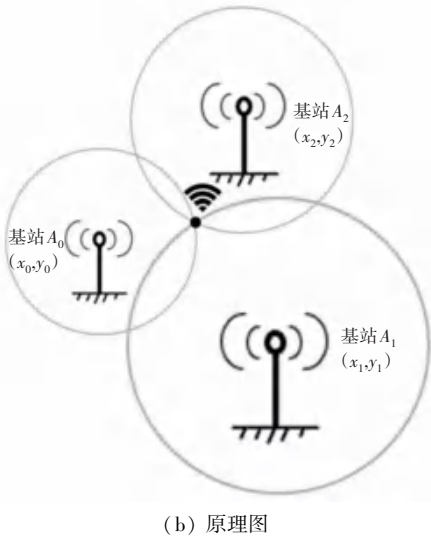
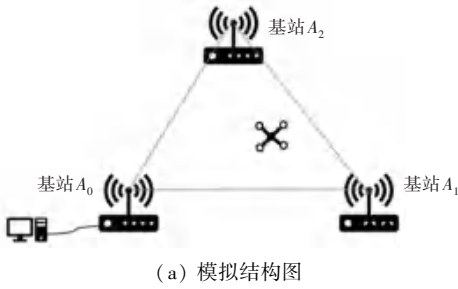


图 10 “3 基站+单标签”定位模式

Fig. 10 "3 base station+single-tag" positioning mode

表 5 UWB 基站坐标数据

Table 5 Coordinate data of UWB base station

| 坐标轴 | 基站 1 | 基站 2 | 基站 3 |
|-----|------|-------|-------|
| X 轴 | 0.00 | 10.00 | 5.00 |
| Y 轴 | 0.00 | 0.00 | 15.00 |

表 6 被测试标签坐标数据

Table 6 Coordinate data of tested label m

| 坐标轴 | 室内 | 晴天室外树林 | 阴天室外树林 |
|-----|------|--------|--------|
| X 轴 | 5.03 | 5.23 | 5.40 |
| Y 轴 | 2.14 | 2.20 | 2.36 |

通过上述 2 组数据可以得出,在模拟森林环境下的室外情况中定位的精度相较一般环境的要低,但同样表明 UWB 定位技术^[18-20]在复杂环境下依旧能够提供较为精确的定位精度,精度仅保持在 0.1~0.5 m 内。

2.4 终端

终端显示设计在基于 UWB 技术的无人车和无人机联合定位系统中起着至关重要的作用。本系统的终端基于 Windows 平台,使用开源跨平台框架 Qt 进行开发,配备 UWB 接收器以接收来自无人车和

无人机的 UWB 信号,并通过数据使用离线地图来显示地理信息和目标位置。

用户将能够实现以下结果:

(1)连续精准定位。用户可以随时监测目标的实时位置,实现高精度的定位。

(2)即时地图显示。使用离线地图数据,用户可以在终端上看到地图上的目标位置,不受网络连接的限制。

(3)数据隐私和安全。离线地图存储有助于维护数据的隐私性和系统的安全性,不需要实时的互联网连接。

这一终端设计不仅满足了用户在复杂环境下当 GPS 故障时对目标精准定位的需求,还提供了高度可用的工具,适用于多个应用领域,如搜索与救援、安防监控和危险排查领域等。

3 实验结果与分析

本次实验选取天津理工大学钟楼周边区域作为测试场地,考虑到花坛、树木和建筑物等元素作为障碍物,旨在评估无人机和无人车在不同环境条件下的路径规划能力。实验中,除了天气条件外,其他环境因素保持不变,以确保无人车能够迅速而准确地定位。在晴天和阴天两种不同的天气状况下,无人机首先在目标区域上空飞行,利用其搭载的摄像头捕获高空视角的图像,并结合 UWB 传感器确定目标的大致位置。随后,无人机将图像和位置信息传输到地面控制站进行图像处理和路径规划。规划结果再发送给无人车,无人车根据实时情况执行二次识别和避障操作,以到达预定目标位置。在移动过程中,无人车持续将定位数据回传至控制终端,从而完成跨域视图的联合定位任务。无人机在目标区域上空飞行,通过无人机拍摄高空视角^[21]的图像,并将采集到的图像传给串口模块,串口模块会将数据原封不动地发送给地面 PC 客户端中的上位机,上位机再将这些图像数据解析为图像显示出来。结果如图 11 和 12 所示。



图 11 晴天采集图

Fig. 11 Collection map in sunny day



图 12 阴天采集图

Fig. 12 Collection map in cloudy day

进一步地,实验采用了先进的图像处理技术对采集的图像进行优化处理,如图 13(a)和 14(a)所示。随后,利用混合 A* 算法,这是一种结合了人工势场法和 A* 搜索算法的路径规划策略,计算出—条高效且避开障碍物的路径,如图 13(b)和图 14(b)所示。该路径规划结果被传输至无人车,无人车在接收到导航指令后,依据实时的传感器反馈,启动其避障机制,并沿着规划路径向目标位置行驶。在接近目标位置时,无人车执行精确的目标再识别,以验证和锁定目标物体,确保任务的准确性和可靠性。

路径规则试验数据见表 7。根据图 13(c)、图 14(c)和表 7 分析结果,可以观察到在晴朗天气条件下,无人车在行走速度和目标识别精度方面的表

现均优于阴天环境。这可能是由于晴朗天气下光照充足,有利于无人车搭载的传感器更准确地捕捉环境信息和目标特征。具体而言,因障碍物边缘的辨识度降低,容易出现轮廓粘连现象,这导致路径规划算法生成的路径与理论上的最优路径存在偏差。为了提高在低照度环境下的实验精度,有必要对图像处理环节进行改进,以降低由环境光线不足引起的误差。然而,即便在阴天条件下,无人车的路径规划效率仍然与采用混合 A* 算法生成的路径保持一致性。此外,混合 A* 算法结合了人工势场法和 A* 搜索算法的优势,能够有效地在复杂环境中规划出一条避开障碍物的最优路径。因此,可以推断无人车的导航系统对于环境光照变化具有一定程度的适应性和鲁棒性,同时混合 A* 算法在不同天气条件下均能提供稳定的路径规划解决方案。

表 7 路径规划试验数据表

Table 7 Path planning test data table

| 天气 | 到达时间 | | 精度/% |
|----|------------|------------|-------|
| | 小车预计到达时间 | 小车实际到达时间 | |
| 晴天 | 5 min 30 s | 6 min 25 s | 85.71 |
| 阴天 | 6 min 25 s | 7 min 50 s | 81.91 |



(a) 图像处理



(b) 路径规划



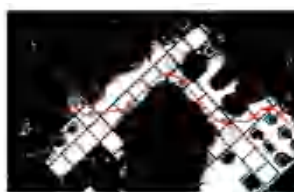
(c) 实际路线

图 13 晴天实验结果

Fig. 13 Experimental results in sunny day



(a) 图像处理



(b) 路径规划



(c) 实际路线

图 14 阴天实验结果

Fig. 14 Experimental results in cloudy day

4 结束语

本文提出了一种在 GPS 信号受阻环境下的跨域视图联合定位系统,采用超宽带 UWB 技术进行精确距离测量,结合 YOLOv5 算法进行高效目标检测与识别,卡尔曼滤波器进行数据融合和状态估计,

以实现无人车(UGV)和无人机(UAV)的高精度定位和导航。实验结果表明,该系统在 GPS 不可用的条件下依然能够提供可靠的定位服务,增强了导航系统的鲁棒性。系统在城市交通管理、森林巡查和搜救任务等应用场景中显示出巨大的潜力,尤其在城市峡谷、森林和山区等 GPS 信号受限的环境中,

展现了其广泛的应用前景和科学价值。

参考文献

- [1] 刘必歆. 空地协同与路径规划算法研究[D]. 厦门:集美大学, 2023.
- [2] 章小兵, 宋爱国. 地面移动机器人研究现状及发展趋势[J]. 机器人技术及应用, 2005(2): 19-23.
- [3] MICHEL N, BERTRAND S, OLARU S, et al. Design and flight experiments of a tube-based model predictive controller for the AR. drone 2. 0 quadrotor [J]. IFAC - PapersOnLine, 2019, 52(22):112-117.
- [4] CHANG Yingxiu, CHENG Yongqiang, MANZOOOR U, et al. A review of UAV autonomous navigation in GPS-denied environments, robotics and autonomous systems[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2023, 170:104533.
- [5] KUMAR M, SARIM M, NEMATI A. 8 - Autonomous navigation and target geo-location in GPS denied environment [EB/OL]. (2020-03-13). DOI:10.1016/B978-1-78548-251-9.50008-X.
- [6] BADSHAH A, ISLAM N, SHAHZAD D, et al. Vehicle navigation in GPS denied environment for smart cities using vision sensors[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2019, 77:101281.
- [7] 武张静, 曹泽, 史禹龙, 等. 基于PX4的山火侦察固定翼无人机[J]. 自动化应用, 2022(5):83-85.
- [8] ZENG Wenjie, JIANG Qingfeng, XIE Jinsen, et al. A functional variable universe fuzzy PID controller for load following operation of PWR with the multiple model[J]. Annals of Nuclear Energy, 2020, 140:107174.
- [9] 贺勇, 侯体成, 曾子望. 融合改进A*和动态窗口法的无人机路径规划[J]. 机械科学技术, 2023,44(9):1668-1676.
- [10] 迟旭, 李花, 费继友. 基于改进A*算法与动态窗口法融合的机器人随机避障方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 132-140.
- [11] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.
- [12] LIU Gang, HU Yanxin, CHEN Zhiyu, et al. Lightweight object detection algorithm for robots with improved YOLOv5 [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123: 106217.
- [13] SHAO Shuai, ZHAO Zijian, LI Boxun, et al. Crowd Human: A benchmark for detecting human in a crowd [J]. arXiv preprint arXiv, 1805.00123,2018.
- [14] NILSSON J O, ANGELIS D A, SKOG I, et al. Signal processing issues in indoor positioning by ultra wide band aided inertial navigation[C]//Proceedings of 2009 17th European Signal Processing Conference. Piscataway, NJ:IEEE, 2009:2161-2165.
- [15] 李明锋, 李葵, 刘用, 等. 基于5G+UWB和惯导技术的井下人员定位系统研究[J]. 工矿自动化, 2024, 50(1):25-34.
- [16] 邱佩雯, 钟奇, 俞越. 基于TDOA技术的无人机监测定位方法研究[J]. 中国无线电, 2024(3): 63-64.
- [17] 刘军, 王吉钰. 基于RSSI和TDOA分层融合的无线定位算法[J]. 通信与信息技术, 2024(2): 6-9.
- [18] 姚士才. 基于UWB定位的四旋翼无人机室内导航与控制研究[D]. 广州:华南理工大学,2019.
- [19] 贺泽电子. 既然有了NFC和蓝牙,我们为何还要UWB?[EB/OL]. (2024-01-17). <https://www.eefocus.com/article/1659151.html>.
- [20] 李圣令, 刘克中, 陈聪, 等. 一种复杂环境下UWB测距误差预测方法[J]. 导航定位学报, 2024, 12(1): 85-96.
- [21] 陈钰坤. 无人机航拍图像目标识别与定位方法研究[D]. 沈阳:沈阳大学, 2022.