

## 毫米波雷达辅助的多机协同定位与建图研究

王巍, 王胜鹏, 张瑞杰, 骆志青

(华中科技大学电子信息与通信学院, 湖北 武汉 430074)

**摘要:** 随着无人驾驶技术的发展, 低空物联网逐步成为国家产业创新的重点方向。高精度与强适应的实时定位与建图是实现无人系统智能化运行的关键。然而, 单一无人系统感知能力的局限性以及视觉传感器的易受干扰性, 致使传统方法难以满足复杂动态环境下的实时定位与建图需求。为提升定位与建图的准确性和适应性, 创新性地提出了一种毫米波雷达辅助的多机协同定位与建图方案。该方案深入挖掘毫米波雷达时、空、多普勒域等多维度特征, 有效筛选可靠点云信息实现本地里程计以及局部地图构建。基于共享局部地图信息, 设计多无人系统协同的全局优化机制, 实现精准定位与建图。实验结果表明, 该方案有效保障了系统的鲁棒性和精确性。

**关键词:** 定位与建图; 毫米波雷达; 多机协同; 低空物联网

**中图分类号:** TN958; TP391.41

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2024.00416

## Research on millimeter-wave radar-assisted multi-agent collaborative localization and mapping

WANG Wei, WANG Shengpeng, ZHANG Ruijie, LUO Zhiqing

School of Electronic Information and Communications, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

**Abstract:** With the development of autonomous driving technology, the low-altitude Internet of things has gradually become a key focus of national industrial innovation. High-precision and highly adaptable simultaneous localization and mapping are crucial for the intelligent operation of unmanned systems. However, the limited perception capabilities of a single agent and the susceptibility of visual sensors to interference make it challenging for traditional methods to meet the demands of real-time localization and mapping in complex and dynamic environments. To enhance the accuracy and adaptability of localization and mapping, an innovative millimeter-wave radar-assisted multi-agent collaborative localization and mapping scheme was presented. This scheme deeply explored the multi-dimensional features of millimeter-wave radar in the time, space, and Doppler domains, effectively filtering and collecting reliable point cloud information to achieve local odometry and local map construction. With shared local map information, a collaborative global optimization mechanism was designed to achieve precise localization and mapping. Experimental results demonstrate that this scheme effectively ensures the robustness and accuracy of the system.

**Key words:** localization and mapping, millimeter-wave radar, multi-agent collaboration, low-altitude Internet of things

收稿日期: 2024-08-03; 修回日期: 2024-09-15

通信作者: 骆志青, zhiqing\_luo@hust.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No. 62071194, No. 62471194, No. 62302185); 中央高校基本科研业务费专项资金资助; 中国博士后科学基金项目 (No. 2023M731196, No. 2024T170305)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No. 62071194, No. 62471194, No. 62302185), The Fundamental Research Funds for the Central Universities, The China Postdoctoral Science Foundation (No. 2023M731196, No. 2024T170305)

## 0 引言

随着《“十四五”通用航空发展专项规划》等多项政策和文件的相继出台,低空物联网逐步成为推动国民经济发展以及技术创新的重要产业方向<sup>[1-2]</sup>。受益于国家政策的扶持以及无人驾驶技术的革新,低空物联网技术在智慧物流<sup>[3]</sup>、智能交通<sup>[4]</sup>,以及智慧农业<sup>[5]</sup>等诸多领域的应用开始迈入成熟,并逐步成为我国低空经济发展的重要推力<sup>[6-7]</sup>。

受限于环境的复杂性与动态性,高精度与强适应的实时定位与建图(SLAM, simultaneous localization and mapping)技术,成为实现无人系统安全且智能运行的关键技术之一<sup>[8-11]</sup>。然而,单一无人系统信息获取的局限性致使其定位与感知能力难以有效覆盖目标密集且动态多变的行驶环境。在此背景下,随着无线通信技术的发展,多机协同技术逐渐引起了各界的广泛关注<sup>[12-13]</sup>。通过共享多无人系统的感知信息,单一设备可有效突破视野盲区,并显著提升获取信息的可靠性,从而进一步增强实时定位与建图的适应性与准确性。由此可见,发展高精度且鲁棒性强的多机协同定位与建图技术,以满足在高动态环境下的安全运行需求,具有重要的研究价值。

当前,无人系统实现实时定位与建图主要依靠全球导航卫星系统(GNSS, global navigation satellite system)<sup>[14]</sup>、高清相机<sup>[15]</sup>、高精度激光雷达(LiDAR, light detection and ranging)<sup>[16]</sup>以及毫米波雷达<sup>[17]</sup>等传感器辅助实现。基于传统扩展卡尔曼滤波(EKF, extended Kalman filter)的GNSS与惯性测量单元(IMU, inertial measurement unit)融合是早期实现无人系统导航的主流方案之一<sup>[18-19]</sup>,然而,该方案难以参数化估计系统的旋转误差分布,并且GNSS粗粒度的高度估计无法为EKF提供较为精准的状态初值。基于此,文献[20]引入Rao-Blackwellized粒子滤波器,解决了无人系统初始姿态分布和高度不确定的问题。尽管如此,GNSS信号极易受到高层建筑遮挡,导致米级定位误差,难以满足高精度定位需求。为提升感知精度,基于LiDAR与高清相机等光学传感器的无人系统状态估计设计获得广泛关注。文献[21]和文献[22]针对LiDAR点云运动畸变进行补偿,并基于迭代最近点(ICP, iterative closest point)及其相关变体<sup>[23-25]</sup>实现无

人系统的精准运动解耦。文献[26]设计了一套单目视觉惯性里程计系统,该系统采用Lucas-Kanade光流追踪技术和IMU预积分进行前端里程计估计,同时运用DBoW2(一种基于词袋模型的回环检测算法)和因子图优化实现了系统闭环检测以及四自由度位姿估计。文献[27]提出了ORB-SLAM3,该系统兼容多种类型视觉传感器,并设计了多会话地图合并功能以提高回环检测性能。在这些单机架构的基础上,文献[28]设计了基于视觉的多机集中式协同定位与建图系统,有效提高了定位性能。文献[29]设计了分布式多机协同定位和建图技术,并将传感器扩展到LiDAR、RGBD相机,以及立体相机。

高清相机与高精度LiDAR可实现分米级高精度定位需求,但视觉传感器易受到环境光照及纹理条件干扰,而LiDAR难以穿透烟尘与雾霾,因此均难以实现全天候稳定鲁棒的信息获取<sup>[30-32]</sup>。与之相比,毫米波雷达探测距离长且在恶劣天气条件下具有良好穿透性,这些优点使其在动态复杂运行环境中发挥了举足轻重的作用,并获得了广泛关注<sup>[33-36]</sup>。通过毫米波雷达,智能无人系统可以稳定获取周围环境信息,包括车辆、行人、障碍物等,从而实现准确定位感知,并做出相应的决策,以确保自身运行安全。

为实现毫米波雷达定位,文献[37]利用整个扫描图像的信息来构建子地图配准概率分布,并提出PW-NDT算法,将每个雷达扫描点的功率视为其不确定性的一部分,并通过最小化具有特定权重的点到分布距离来对齐相邻的扫描。文献[38]将点到线、点到分布的误差函数集成到成本度量中,减少了位姿估计中的偏置和噪声,并提高了系统对低质量环境特征和剧烈变化场景的鲁棒性,降低了参数敏感性。文献[39]针对机械式毫米波雷达低扫描速率引起的运动测量失真,设计了一个运动补偿模型,该模型与基于图匹配的位姿估计一同在因子图中进行联合优化,实现了在恶劣天气下的长期定位。文献[40]将位姿优化问题建模为截断最小二乘问题,基于渐进非凸估计自身姿态,在确保问题保持凸性的同时,提高了算法对动态特征等离群点的鲁棒性。尽管在毫米波雷达定位与建图方面取得了长足进步,然而,受限于毫米波的物理传播特性,多机毫米波雷达协同定位仍面临诸多挑战。首先,这些方法依赖于较高角度分辨率的毫米波雷达,无法适配

低成本的商业部署与推广；其次，电磁信号镜面反射以及电磁波多径效应致使获取的点云稀疏且受到严重干扰，难以有效保障无人系统的定位准确性；最后，动态目标点云致使系统定位扫描匹配易出现偏差，同时降低了基于地标点云聚合地图的质量，进而影响了测量点云到先验地图的重定位效果。

为此，本文充分挖掘毫米波雷达时、空、多普勒域等多维度特征，设计毫米波雷达多机协同定位与建图技术，突破单一无人系统感知的局限，提升复杂环境下系统定位与建图的精确性和鲁棒性。系统结构主要包括无人系统端点云分离与里程计估计模块，以及边缘服务端全局位姿优化与建图模块。本文主要贡献呈现在以下3个方面。

1) 深入分析了差异目标点云特征对无人系统位姿估计的影响，设计了平面法线一致约束的点云分离机制，有效提升了系统里程计估计性能。

2) 利用毫米波地面特征点解耦的自速度信息，构建了基于多普勒辅助的全局优化机制，提高了系统定位效率和准确性。

3) 构建了多机协同的位姿图优化模型，有效提升了无人系统定位与建图的稳定性。

### 1 多机协同定位与建图设计

为在动态复杂环境下，实现全天候实时定位与建图，本文通过深入挖掘毫米波雷达点云多维信息特征，设计毫米波雷达辅助的多机系统定位与建图机制。该设计通过对雷达点云精确过滤筛选，并融合多机局部地图信息进行全局位姿优化，最终实现在目标密集且动态多变环境下的全天候精确定位与建图。毫米波雷达多机协同定位与建图架构和流程如图1所示，该设计主要由无人系统端点云分离与里程计估计，以及边缘服务端全局位姿优化与建图两部分组成。

首先，在无人系统端，无人设备通过获取的点云及IMU信息实现本地里程计估计和局部地图构建，为后续多机协同提供数据基础，具体流程如下。

1) 获取的雷达点云中，包含多种环境目标信息。相较而言，地面点云具有高度的空间一致性与稳定性，对本机状态估计具有极大助益。因此，基于点云分布差异性，设计平面法线一致约束的点云分离机制，有效分离非地面点云以及地面点云。

2) 基于获取的地面点云，融合IMU信息，实现前端里程计估计以及本地初始位姿信息获取。

3) 在获取非地面点云中，动态目标点云对系统定位扫描匹配易产生干扰，同时影响了测量点云到先验地图的重定位效果。为此，基于动静目标速度分布差异，设计多普勒辅助的动静态点云筛选策略，获取稳定静态点云信息。

4) 基于获取的地面点云以及经多普勒辅助筛选后的静态点云信息，实现局部地图构建。在此基础上，多无人系统将本地局部地图及本地帧间变换信息共享至边缘服务端，为后续多机协同优化提供数据基础。

其次，在边缘服务端，边缘服务器主要完成多无人设备数据融合与全局地图构建，从而辅助系统实现精准定位与建图优化，具体实现流程如下。

1) 基于多无人系统共享的局部地图信息，通过特征聚合以及空间视角校准，实现数据融合，并完成全局地图构建。

2) 在获取的全局地图信息中，检索出地面点云以及非地面点云信息。

3) 基于经过滤筛选的非地面点云信息，根据多帧点云构建数据关联与帧间配准，进而建立地标观测残差项。

4) 基于地面点云特征，对多普勒信息进行分解以获取速度因子，并进一步获得速度观测残差项。

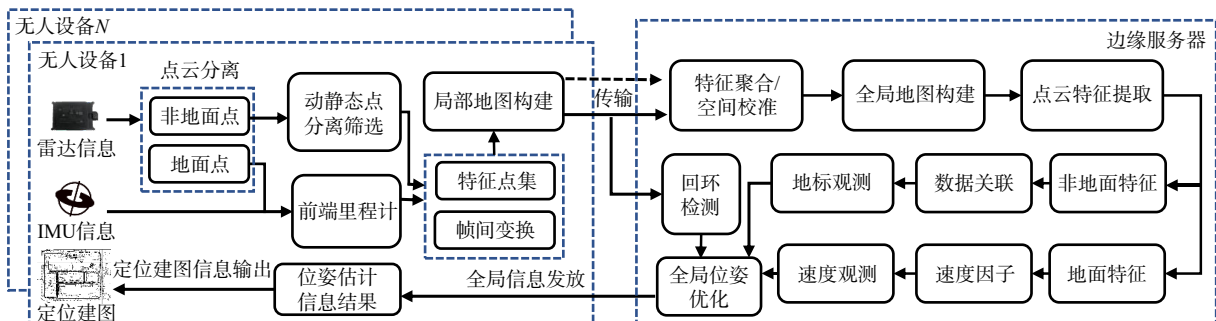


图1 毫米波雷达多机协同定位与建图架构和流程

5) 根据多机协同构建的全局地图信息, 可实现回环检测, 同时结合地标观测残差项以及速度观测残差项, 实现全局位姿优化, 进而实现对各无人系统的联合位姿优化与地图构建。

### 1.1 无人系统端点云分离与里程计估计

在获取的雷达点云中, 点云信息包含多种目标信息。点云信息的选取对本地无人系统里程计估计具有极大影响。相较于其他目标点云, 地面点云空间分布具有高度一致性且保持稳定状态。因此, 分离地面点云信息, 并选取高可靠特征, 可以有效保障本地里程计估计的稳定性与准确性。为此, 基于地面点云空间分布的高度一致性, 本文设计了基于平面法线一致约束的二阶段点云分离机制, 对地面点云  $\mathcal{P}$  以及非地面点云  $\mathcal{Q}$  进行有效分离。该方案包含点云粗粒度选取及细粒度过滤两个过程。首先, 由于地面点云在高度维度上具有相似性, 因此, 通过主成分分析 (PCA, principal component analysis) 估计每个点云  $\mathbf{p}=(x, y, z)^T$  的法向量  $\mathbf{n}$ , 根据  $\mathbf{n}$  与  $z$  轴间的夹角对地面点云进行粗粒度选取

$$\mathcal{P} = \left\{ \mathbf{p} | \mathbf{n} \cdot (0, 0, 1)^T > \eta, z < \delta \right\} \quad (1)$$

其中,  $\eta$ 、 $\delta$  分别为判别地面点云的方向相似度和高度阈值。

进一步, 基于粗粒度选取点云, 利用随机抽样一致 (RANSAC, random sample consensus) 对点集  $\{\mathbf{p} | \mathbf{p} \in \mathcal{P}\}$  进行平面  $Ax + By + Cz + D = 0$  拟合。由于环境中地面点云相对其他目标点更接近于该平面, 因此, 可对点云进行更细粒度的过滤筛选。采用上述二阶段筛选, 可实现对雷达点云的高效分离。

基于平面法线一致约束的点云分离机制分离获得地面点云, 进一步融合输入的 IMU 信息, 可构建前端里程计估计, 并获得初始位姿信息  $\mathbf{T} = [\mathbf{R}, \mathbf{p}]$ 。具体地, 给定 IMU 提供的线加速度  $\mathbf{a} = (a_x, a_y, a_z)^T$  和角速度信息  $\boldsymbol{\omega} = (\omega_x, \omega_y, \omega_z)^T$ , 可构建 IMU 状态传播模型

$$\mathbf{R}_j = \mathbf{R}_i \prod_{k=i}^{j-1} \text{Exp}((\boldsymbol{\omega}_k - \mathbf{b}_\omega) \Delta t) \quad (2)$$

$$\mathbf{p}_j = \mathbf{p}_i + \sum_{k=i}^{j-1} \left[ \mathbf{v}_k \Delta t + \frac{1}{2} \mathbf{g} \Delta t^2 \right] + \frac{1}{2} \sum_{k=i}^{j-1} \mathbf{R}_k (\mathbf{a}_k - \mathbf{b}_a) \Delta t^2 \quad (3)$$

$$\mathbf{v}_j = \mathbf{v}_i + \sum_{k=i}^{j-1} \left[ \mathbf{R}_k (\mathbf{a}_k - \mathbf{b}_a) \Delta t + \mathbf{g} \Delta t \right] \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{R}_j$ 、 $\mathbf{p}_j$ 、 $\mathbf{v}_j$ 、 $\boldsymbol{\omega}_j$ 、 $\mathbf{a}_j$ 、 $\mathbf{b}_\omega$ 、 $\mathbf{b}_a$ 、 $\Delta t$  分别表示第  $j$  个

关键帧下, IMU 的姿态、位置、线速度、角速度、线加速度、角速度偏置、加速度偏置、IMU 数据的时间间隔。Exp( $\cdot$ ) 表示由李代数到旋转矩阵的指数映射。通过式(1)和地面点云分离策略可以估计无人系统的本地运动, 并提供单机局部点云地图, 但仍然存在以下问题: 1) 传统 IMU 状态传播模型直接对角速度进行积分以获得速度观测, 然而, 该速度估计受到加速度误差的影响而存在累积偏移。2) 在分离获取的非地面点云中, 环境中静态目标点云对于无人系统的回环检测具有关键作用。然而, 动态目标的点云对帧间扫描匹配造成干扰, 进而降低了定位性能。

为解决这些问题, 一方面, 观察到毫米波地面点云提供了多普勒速度信息, 这为解耦出无人系统自速度提供了可能。另一方面, 动静态目标与无人系统的相对速度存在差异<sup>[41]</sup>, 进而导致点云的多普勒速度分布的差异性, 这为非地面点云中动静态目标的分离提供了基础。基于此, 本文构建基于多普勒辅助的无人系统自速度解耦方案和动静态点云筛选策略, 在估计自速度的同时滤除动态点云干扰。具体地, 给定环境中点云为  $\mathbf{P}(x, y, z, \mathbf{v}_t)$ , 其多普勒速度  $\mathbf{v}_t$  与毫米波雷达速度  $\mathbf{v}_R$  沿点云方位的投影分量大小相等, 方向相反

$$\mathbf{v}_t = -\mathbf{v}_R \begin{bmatrix} \cos \alpha \cos \beta \\ \sin \alpha \cos \beta \\ \sin \beta \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \cos \theta \cos \varphi \\ \sin \theta \cos \varphi \\ \sin \varphi \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中,  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\theta$ 、 $\varphi$  分别表示点云  $\mathbf{P}_i$  的方位角和俯仰角、无人系统自速度的方位角和俯仰角。由于静态特征点作为内点满足上述约束, 而动态地标点作为离群点无法满足, 因此, 本文基于上述约束进行随机抽样一致性拟合最佳速度估计  $\mathbf{v}_R$ 。具体地, 首先随机采样 4 个点, 对这些点进行最小二乘粗粒度求解自速度  $\mathbf{v}_R$ , 然后计算其他点是否满足式(5), 将满足约束的其他点云加入内点集合中, 接着利用这些内点进行最小二乘得到新的自速度估计, 重复上述步骤, 选择内点数最多的模型作为最佳的自速度估计。多普勒辅助的动静态点云筛选如图 2 所示。通过式(5)可进一步发现, 由于静态目标点云相对于无人系统的本地雷达系统在径向方向具有相同的多普勒速度信息, 因此在经过分解后, 这些点云会最终投影至同一正弦曲线上。与之相比, 动态目标点云由于自身存在运动速度, 在运动分解后, 会额

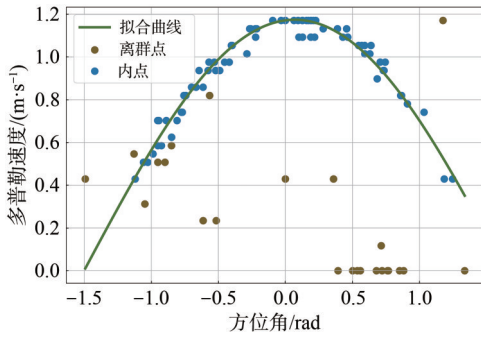


图2 多普勒辅助的动静点云筛选

外引入自身速度信息，从而呈现为离群点。因此，通过对分解后的点云信息进行聚类分离，可筛选获得静态点云信息。这些静态点云信息可为后续的局部地图构建及回环检测提供重要的特征基础。

上述基于多普勒特征的无人系统自速度解耦方案，通过获取毫米波雷达速度  $\mathbf{v}_R$ ，可进一步辅助 IMU 速度估计，进而获得 IMU 速度

$$\mathbf{v} = \mathbf{R}_R^T \mathbf{v}_R - \boldsymbol{\omega} \times \mathbf{l} \quad (6)$$

其中， $\mathbf{R}_R^T$ 、 $\mathbf{l}$  分别为雷达相对 IMU 的姿态和位置，联合式(2)和式(6)可以获得更加准确的位姿  $[\mathbf{R}, \mathbf{p}]$  估计。

此时，基于分解后得到的地面点云信息，经过非地面点云动态目标筛选滤除后获取静态点云，结合点云帧间变换，可实现本地局部地图的构建。同样地，这一局部地图构建流程会在每一台无人设备上并行完成。之后，各无人系统将本地局部地图及本地帧间变换信息共享至边缘服务端，为后续的多机协同优化提供数据基础。

## 1.2 边缘服务端全局位姿优化与建图

为充分发挥多无人系统更广阔的感知视野优势，边缘服务端接收来自多无人设备的环境感知局部地图信息以及单机前端提供的粗粒度位姿估计信息，利用共视的环境特征优化系统定位，同时提高建图的效率。本文构建了一个多机协同的位姿图优化模型：首先，充分利用来自多无人节点在不同历史时刻采集的且具有空间分布高度一致性的非地面静态点云特征，通过提取并对比 Scan Context<sup>[42]</sup> 特征，完成多机协同回环检测；其次，利用多机共视的环境特征，构建地标观测约束，同时基于地面特征点云构建速度观测约束；最后，基于多机前端里程计信息、共视地标观测约束，以及速度观测约束，构建多机协同因子图，以实现全局信息的约束优化。

具体而言，首先为确保所有局部地图点云统一到世界坐标系，以便聚合为全局地图，节点将在第  $k$  个关键帧感知的点云信息  $\mathbf{p}_k$  统一到世界坐标系下完成空间校准

$$\mathbf{p}_k^w = \mathbf{R}_t^w \left( \mathbf{R}_k [x, y, z]^T + \mathbf{p}_k \right) + \mathbf{t}_t^w \quad (7)$$

其中， $\mathbf{R}_t^w$ 、 $\mathbf{t}_t^w$  为无人系统初始位姿相对于世界坐标系的旋转和平移。

接着根据式(1)和式(5)获取的非地面静态点云，将其作为特征点云输入基于 Scan Context 的回环检测策略中，当边缘服务器接收到第  $i$  个无人节点上传的位姿和地图信息时，边缘服务端对比第  $i$  个节点当前感知的 Scan Context 特征与所有节点的历史 Scan Context 特征的相似度，当相似度较高时，触发当前参考帧和历史帧非地面静态点云间的数据关联，进而估计两个关键帧间的相对旋转和平移

$$\left( \mathbf{R}_{\text{loop}}^*, \mathbf{t}_{\text{loop}}^* \right) = \arg \min_{\mathbf{R}_{\text{loop}}, \mathbf{t}_{\text{loop}}} \sum_{\mathbf{p}_k^i \in \mathcal{Q}_i, \mathbf{p}_k^j \in \mathcal{Q}_j} \left\| \mathbf{R}_{\text{loop}} \mathbf{p}_k^i + \mathbf{t}_{\text{loop}} - \mathbf{p}_k^j \right\|_2^2 \quad (8)$$

其中， $\mathbf{R}_{\text{loop}}$ 、 $\mathbf{t}_{\text{loop}}$  分别表示第  $i$ 、 $j$  两个关键帧间的相对旋转和平移， $\mathbf{p}_k^i$  为第  $i$  帧非地面静态点云  $\mathcal{Q}_i^s$  的第  $k$  个匹配点云。

上述过程通过 ICP 算法实现。由此可以构建第  $i$  个参考帧与第  $j$  个历史帧间的共视地标观测约束残差

$$\gamma_i = \log \left( \left( \mathbf{T}_i \right)^{-1} \mathbf{T}_j \left( \mathbf{T}_{\text{loop}} \right)^{-1} \right) \quad (9)$$

其中， $\mathbf{T}_i$ 、 $\mathbf{T}_j$ 、 $\mathbf{T}_{\text{loop}}$  分别表示第  $i$ 、 $j$  帧的位姿以及由共视地标特征获取的相对变换。

此外，考虑式(2)可以变形为

$$\mathbf{R}_j^{-1} \left( \mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i \right) \approx \sum_{k=i}^{j-1} \mathbf{R}_k^T \mathbf{v}_k \Delta t \quad (10)$$

其中， $\mathbf{v}_k$  为第  $k$  帧由式(5)和式(6)构建的节点自我速度。在此基础上，构建速度观测约束以提高系统的鲁棒性

$$\gamma_v = \mathbf{R}_j^{-1} \left( \mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i \right) - \sum_{k=i}^{j-1} \mathbf{R}_k^T \mathbf{v}_k \Delta t \quad (11)$$

最后，将多机无人系统前端里程计作为状态节点初值，基于共视地标观测约束式(9)和多普勒解耦的无人系统自速度观测约束式(11)，构建多机协同因子图，如图3所示。随后，通过 GTSAM 非线性优化工具箱，并配置 Levenberg-Marquadt 算法来优化上述因子图，使系统所有节点的后验概率最大化，从而实现更精准的协同定位估计。综上，毫米

波雷达辅助的多机协同定位与建图的算法伪代码如下所示。

**算法 1** 毫米波雷达辅助的多机协同定位与建图算法伪代码

初始化多无人系统起始位姿 $[R, p]$ 与局部地图;

初始化服务器端维护的全局地图 $\mathcal{M}$ , 多机协同因子图 $\mathcal{G}$ ;

**边缘服务器:**

从多无人系统端获取局部地图和粗定位信息

**for**  $n=1, \dots, N$  **in parallel do**

对无人系统 $n$ 局部地图进行空间校准

// 式(7)

添加无人系统 $n$ 的局部地图到 $\mathcal{M}$

按关键帧从 $\mathcal{M}$ 检索出地面 $\mathcal{P}$ 和非地面 $\mathcal{Q}$ 集

**for**  $t=1, \dots, T$  **do**

利用地面特征构建速度观测约束

// 式(11)

**if** 第 $t$ 帧检测到回环 **do**

对第 $t$ 帧与当前帧的非地面特征点云做数据关联

获取地标观测约束 // 式(9)

**end**

将速度观测约束和地标观测约束添加到 $\mathcal{G}$

**end**

**end**

利用GTSAM优化器对位姿图 $\mathcal{G}$ 进行优化, 输出全局位姿

**无人系统端:**

采集信息, 执行点云分离获取 $\mathcal{P}$ 和 $\mathcal{Q}$  // 式(1)

利用IMU和地面点 $\mathcal{P}$ 执行前端里程计

// 式(3)

对非地面点 $\mathcal{Q}$ 执行动静态点分离

将局部地图和前端里程计信息发送到边缘服务器端

## 2 实验评估与分析

### 2.1 实验设置

为验证本设计在不同环境下的实验性能, 本文通过CARLA仿真器采集无人系统传感器数据。首先, 在仿真器中部署5台无人设备进行协同定位与建图, 每台设备同时部署一套IMU模块、毫米波雷达以及单目相机。其次, 为模拟复杂环境影响,

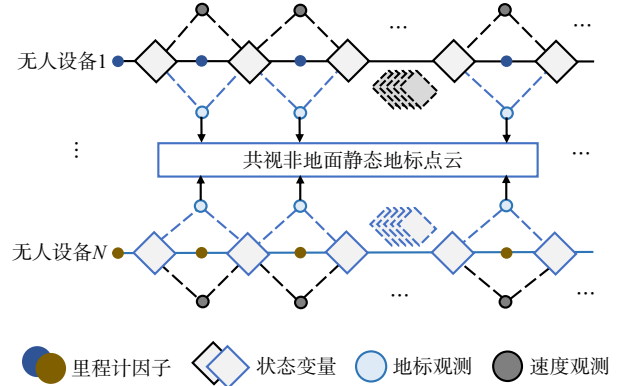


图3 多机协同因子图

5台设备被安置于乡村、城市、郊区等动静态目标密度不同的环境中运行, 同时使运行环境历经气候变化与明暗交替等条件, 以满足全天候适应需求。最后, 将各设备中收集的IMU以及雷达点云数据, 输入图1所示的流程, 进而验证本算法定位与建图的稳定性与准确性。

在验证算法过程中, 一方面, 无人系统的本地运算基于笔记本电脑进行, 其配置为主频3.2 GHz的AMD Ryzen 7 5800H, NVIDIA GeForce RTX 3060显卡。另一方面, 在边缘服务器端, 全局定位与建图优化采用服务器完成运算, 其配置为Intel Xeon Gold 6226R处理器, NVIDIA GeForce RTX 4090显卡。实验中, 仿真详细参数设置见表1。

表1 仿真详细参数设置

参数名称	参数设置
IMU数据速率	100 Hz
Radar数据速率	10 Hz
相机数据速率	10 Hz
图像分辨率	1382×512
毫米波雷达频段	77 GHz
毫米波雷达水平视场角	(-80°, 80°)
毫米波雷达垂直视场角	(-30°, 30°)
Scan Context描述子尺寸	60×20

### 2.2 评价指标

为评估系统性能, 本文采用绝对位姿误差(APE, absolute pose error), 其分为绝对平移误差(ATE, absolute translation error)和绝对旋转误差(ARE, absolute rotation error), 分别表示为

$$\text{ATE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\| \text{Trans}(\mathbf{T}_i^{-1} \hat{\mathbf{T}}_i) \right\|_2^2} \quad (12)$$

$$ARE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\| \log \left( \text{Rot} \left( T_i^{-1} \hat{T}_i \right) \right) \right\|_2^2} \quad (13)$$

其中,  $T_i$ 、 $\hat{T}_i$ 、 $\text{Trans}(\cdot)$ 、 $\text{Rot}(\cdot)$ 、 $\log(\cdot)$  分别表示全局位姿真值、预测值、变换矩阵的平移、旋转部分, 以及旋转矩阵到李代数的对数映射。

### 2.3 实验结果分析

本实验首先验证了多机协同定位与建图的整体性能。首先将 5 台无人设备分别部署在动态目标密集的城市环境中的不同地点, 以采集雷达点云与 IMU 信息进行定位与建图, 在此过程中将构建的局部地图信息传输至边缘服务端进行协同优化计算。通过实验结果可以观察到, 单一无人系统其感知性能受限, 难以实现对遮挡区域的完整覆盖。与之相比, 多无人设备经过协同优化, 极大提升了系统覆盖范围以及对未知区域的感知性能。

本实验进一步验证了系统定位与建图的适应性。在仿真过程中, 将 5 台无人设备均运行于白天以及夜晚的城市环境中进行定位与建图。白天条件下和夜晚条件下的协同定位与建图分别如图 4、图 5 所示。通过对比图 4 与图 5 可以发现, 基于雷达点云的无人定位系统即便在黑暗场景中, 仍然能够持续确保稳定、精确的工作。

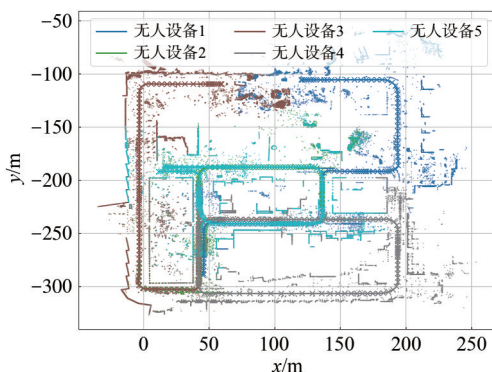


图4 白天条件下的协同定位与建图

此外, 实验综合对比了本设计与传统基于视觉与单一 IMU 位姿估计方案的性能差异。本实验将 5 台无人设备运行于乡村、城市、郊区等差异环境中, 并在气候变化、光线明暗交替环境中进行测试。不同定位与建图方案实验对比见表 2, 其中, VO 与 IMU 分别表示采用摄像头和 IMU 模块进行位姿估计性能测试, RIO-COOP 表示经过多机协同获得位姿估计结果。通过实验可知, 纯视觉方案由于受到光线明暗变化的影响以及环境中动态目标的干

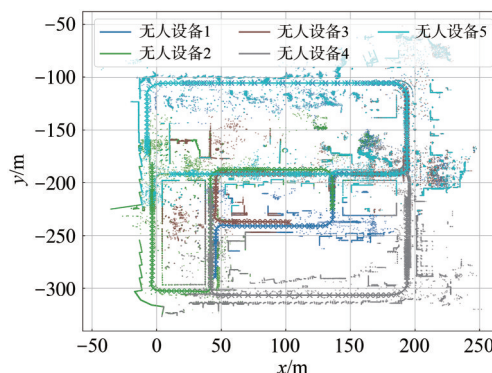


图5 夜晚条件下的协同定位与建图

表2 不同定位与建图方案实验对比

对比项	VO <sup>[43]</sup>		IMU		RIO-COOP	
	白天	夜晚	白天	夜晚	白天	夜晚
ATE/m	31.73	N/A	136.74	125.54	3.31	3.26
ARE/(°)	0.74	N/A	10.67	12.45	0.67	0.73

扰, 致使帧间匹配出现极大误差, 进而导致定位失效, 其在夜间几乎无法进行位姿测量, 而在白天情况下, APE 达到 31.73 m 以及 0.74°。IMU 模块在运行过程中, 易出现累计漂移误差, 因此, 单一 IMU 无法满足精确位姿估计的需求。相比较而言, 经过多机协同并回环优化的雷达与 IMU 融合方式, 极大保障了长时间工作的定位精度。同时, 多机协同有效增加了区域覆盖能力, 进而提升了回环出现的概率与定位的精准性。

本实验进一步分析了多机协同系统与其他定位方式的轨迹测量对比。不同定位方式轨迹测量对比如图 6 所示, 在夜晚条件下, 视觉系统将失去定位能力, 而 IMU 随着时间推移, 累计误差逐步增加, 其轨迹出现较大偏移。与之相比, 本设计在夜间条件下能保障良好的定位性能。单无人系统与多机协同轨迹测量对比如图 7 所示, 图 7 中 RIO 表示雷达与 IMU 融合的单一无人设备定位性能。通过对其与本设计 RIO-COOP 以及真实值 Ground Truth 对比分析可以观察到, 多机协同系统相比单个无人设备定位具有更优的性能。

综上所述, 通过实验对比可知, 基于毫米波雷达辅助的多机协同定位与建图方案, 相对单一无人系统而言, 有效提升了定位与建图的覆盖能力。同时, 相比于视觉的易受干扰性以及单一 IMU 的时间累计漂移, 本设计可实现在动态复杂环境下, 全天候、长时间稳定精确定位与建图, 极大满足了无人系统室外智能化工作的需求。

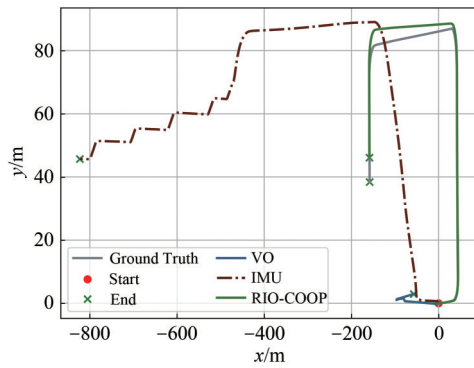


图6 不同定位方式轨迹测量对比

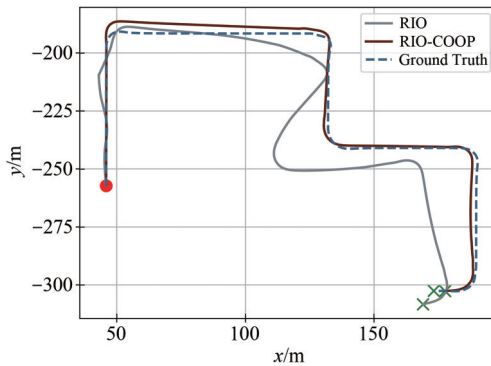


图7 单无人系统与多机协同轨迹测量对比

### 3 结束语

为突破单一无人系统感知能力的局限性以及视觉传感器的易受干扰性,保障复杂动态环境下的实时定位与建图需求,本文创新性地提出了毫米波雷达辅助的多机协同定位与建图方案。该方案深入挖掘了毫米波雷达时、空、多普勒域等多维度特征,提出了平面法线一致约束的地面点云分离机制以及多普勒辅助的非地面点云策略,有效提升了系统里程计估计性能以及局部地图构建。同时,本文基于多无人系统共享局部地图信息,构建多机协同的位姿图优化模型,实现精准定位与建图。实验结果表明,本方案有效提升了无人系统的适应性和准确性。

#### 参考文献:

- [1] 宋庆恒,郑福春.基于无人机的物联网无线通信的潜力与方法[J].物联网学报,2019,3(1):82-89.
- SONG Q H, ZHENG F C. Potential and methods of wireless communications for Internet of Things based on UAV[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2019, 3(1): 82-89.
- [2] 刘青龙,董家山.物联网无人机应用关键技术研究[J].电子技术应用,2017,43(11):22-26.
- LIU Q L, DONG J S. Research on key techniques of the application of UAVs in IoTs[J]. Application of Electronic Technique, 2017, 43(11): 22-26.
- [3] 吴利强,刘丹,邓峻峰.基于无人机运输的应急物流路径优化研究[J].物流科技,2024,47(18):86-90,177.
- WU L Q, LIU D, DENG Y F. Research on emergency logistics path optimization based on UAV transportation[J]. Logistics Sci-Tech, 2024, 47(18): 86-90, 177.
- [4] 杨铭.空地一体遥感技术在轨道交通安全保护区巡查中的应用[J].测绘通报,2024(S2):178-181,186.
- YANG M. Application of air-ground integrated remote sensing technology in inspection of rail transit safety protection zone[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2024(S2): 178-181, 186.
- [5] 李刚勇,陈春波,李均力,等.低空无人机遥感在草原监测评价中的应用进展[J].生态学报,2023,43(16):6889-6901.
- LI G Y, CHEN C B, LI J L, et al. Advances in applying low-altitude unmanned aerial vehicle remote sensing in grassland ecological monitoring[J]. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(16): 6889-6901.
- [6] 夏泳,田洛.面向低空经济的空联网络组网关键技术研究综述[J].重庆邮电大学学报(自然科学版),2024,36(4):619-632.
- XIA Y, TIAN L. Survey of key technologies for networking in air-connected networks for the low-altitude economy[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2024, 36(4): 619-632.
- [7] 林丽芸,孔德智.关于低空智联发展的思考[J].电子质量,2024(2):105-109.
- LIN L Y, KONG D Z. Reflections on the development of low-altitude Internet of intelligences[J]. Electronics Quality, 2024(2): 105-109.
- [8] GAO P G, ZHANG S K, WANG W, et al. Robust metric localization in autonomous driving via Doppler compensation with single-chip radar[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(1): 491-502.
- [9] ZHANG S K, TANG S Y, WANG W, et al. Conquering textureless with RF-referenced monocular vision for MAV state estimation[C]// Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway: IEEE Press, 2021: 146-152.
- [10] ZHANG S K, WANG W, ZHANG N, et al. LoRa backscatter assisted state estimator for micro aerial vehicles with online initialization[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2022, 21(11): 4038-4050.
- [11] ZHANG S K, WANG W, JIANG T. Wi-Fi-inertial indoor pose estimation for microaerial vehicles[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(5): 4331-4340.
- [12] 匡银虎,张虹波.基于物联网的多无人机协作能耗控制算法

- 仿真[J]. 计算机仿真, 2023, 40(2): 454-458.
- KUANG Y H, ZHANG H B. Simulation of multi-UAV cooperative energy consumption control algorithm based on Internet of Things[J]. Computer Simulation, 2023, 40(2): 454-458.
- [13] 肖松泉. 基于无人机协作的物联网无线通信能耗控制方法研究[J]. 软件, 2022, 43(6): 171-174.
- XIAO S Q. Energy consumption control method of wireless communication in Internet of Things based on UAV cooperation[J]. Software, 2022, 43(6): 171-174.
- [14] CHIANG K W, TSAI G J, CHU H J, et al. Performance enhancement of INS/GNSS/refreshed-SLAM integration for acceptable lane-level navigation accuracy[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(3): 2463-2476.
- [15] SEWTZ M, FANGER Y, LUO X Z, et al. IndoorMCD: a benchmark for low-cost multi-camera SLAM in indoor environments[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(3): 1707-1714.
- [16] ZOU Q, SUN Q, CHEN L, et al. A comparative analysis of LiDAR SLAM-based indoor navigation for autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(7): 6907-6921.
- [17] LEE H, CHUN J, JEON K. Experimental results and posterior cramer-Rao bound analysis of EKF-based radar SLAM with odometer bias compensation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 57(1): 310-324.
- [18] FARRELL J L. Attitude determination by Kalman filtering[J]. Automatica, 1970, 6(3): 419-430.
- [19] MARINS J L, YUN X P, BACHMANN E R, et al. An extended Kalman filter for quaternion-based orientation estimation using MARG sensors[C]//Proceedings of the Proceedings 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Expanding the Societal Role of Robotics in the the Next Millennium. Piscataway: IEEE Press, 2002: 2003-2011.
- [20] VERNAZA P, LEE D D. Rao-Blackwellized particle filtering for 6-DOF estimation of attitude and position via GPS and inertial sensors[C]//Proceedings of the Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006. ICRA. Piscataway: IEEE Press, 2006: 1571-1578.
- [21] ZHANG J, SINGH S. LOAM: lidar odometry and mapping in real-time[C]//Proceedings of the Robotics: Science and Systems X. Robotics: Science and Systems Foundation, 2014: 1-9.
- [22] SHAN T X, ENGLLOT B. LeGO-LOAM: lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain[C]//Proceedings of the 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway: IEEE Press, 2018: 4758-4765.
- [23] CENSI A. An ICP variant using a point-to-line metric[C]//Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2008: 19-25.
- [24] LOW K L. Linear least-squares optimization for point-to-plane icp surface registration[J]. Chapel Hill, University of North Carolina, 2004, 4(10): 1-3.
- [25] SEGAL A, HAEHNEL D, THRUN S. Generalized-ICP[C]//Proceedings of the Robotics: Science and Systems V. Robotics: Science and Systems Foundation, 2009: 2(4):435.
- [26] QIN T, LI P L, SHEN S J. VINS-mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [27] CAMPOS C, ELVIRA R, RODRÍGUEZ J J G, et al. ORB-SLAM3: an accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multimap SLAM[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(6): 1874-1890.
- [28] SCHMUCK P, ZIEGLER T, KARRER M, et al. COVINS: visual-inertial SLAM for centralized collaboration[C]//Proceedings of the 2021 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality Adjunct (ISMAR-Adjunct). Piscataway: IEEE Press, 2021: 171-176.
- [29] LAJOIE P Y, BELTRAME G. Swarm-SLAM: sparse decentralized collaborative simultaneous localization and mapping framework for multi-robot systems[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(1): 475-482.
- [30] ABU-ALRUB N J, RAWASHDEH N A. Radar odometry for autonomous ground vehicles: a survey of methods and datasets[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(3): 4275-4291.
- [31] SIE E, WU X Y, GUO H Y, et al. Radarize: enhancing radar SLAM with generalizable Doppler-based odometry[C]//Proceedings of the 22nd Annual International Conference on Mobile Systems, Applications and Services. New York: ACM, 2024: 331-344.
- [32] CHENG Y W, PANG C S, JIANG M X, et al. Relocalization based on millimeter wave radar point cloud for visually degraded environments[J]. Journal of Field Robotics, 2023, 40(4): 901-918.
- [33] HERRAEZ D C, ZELLER M, CHANG L, et al. Radar-only odometry and mapping for autonomous vehicles[C]//Proceedings of the 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway: IEEE Press, 2024: 10275-10282.
- [34] YIN H, CHEN R J, WANG Y, et al. RaLL: end-to-end radar localization on lidar map using differentiable measurement model[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(7): 6737-6750.
- [35] HUANG R Y, ZHU K T, CHEN S T, et al. A high-precision and robust odometry based on sparse MMW radar data and A large-range and long-distance radar positioning data set[C]//Proceedings of the 2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 98-105.
- [36] ZHANG R X, ZHANG Y H, FU D, et al. Scan denoising and nor-

mal distribution transform for accurate radar odometry and positioning[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(3): 1199-1206.

- [37] KUNG P C, WANG C C, LIN W C. A normal distribution transform-based radar odometry designed for scanning and automotive radars[C]// Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway: IEEE Press, 2021: 14417-14423.
- [38] ADOLFSSON D, MAGNUSSON M, ALHASHIMI A, et al. Lidar-level localization with radar? The CFEAR approach to accurate, fast, and robust large-scale radar odometry in diverse environments[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2023, 39(2): 1476-1495.
- [39] HONG Z Y, PETILLOT Y, WALLACE A, et al. RadarSLAM: a robust simultaneous localization and mapping system for all weather conditions[J]. The International Journal of Robotics Research, 2022, 41(5): 519-542.
- [40] LIM H, HAN K, SHIN G, et al. ORORA: outlier-robust radar odometry[C]//Proceedings of the 2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway: IEEE Press, 2023: 2046-2053.
- [41] KELLNER D, BARJENBRUCH M, KLAPPSTEIN J, et al. Instantaneous ego-motion estimation using Doppler radar[C]//Proceedings of the 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013). Piscataway: IEEE Press, 2013: 869-874.
- [42] KIM G, KIM A. Scan context: egocentric spatial descriptor for place recognition within 3D point cloud map[C]//Proceedings of the 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway: IEEE Press, 2018: 4802-4809.
- [43] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. ORB-SLAM2: an open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(5): 1255-1262.

#### [作者简介]



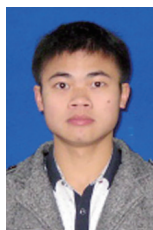
王巍(1988- )，男，博士，华中科技大学教授，主要研究方向为无线通信、低功耗物联网设计、智能无人系统、毫米波雷达感知等。



王胜鹏(2000- )，男，华中科技大学博士生，主要研究方向为无线通信、毫米波雷达SLAM等。



张瑞杰(2000- )，男，华中科技大学硕士生，主要研究方向为自动驾驶、毫米波雷达SLAM等。



骆志青(1993- )，男，博士，华中科技大学在站博士后，主要研究方向为低功耗物联网感知与定位、毫米波雷达感知、物联网物理层安全等。