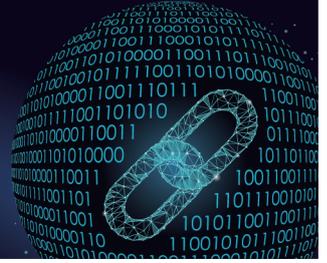




中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



基于激光与UWB序列匹配的目标跟踪

郭林, 刘冉, 蓝发籍, 邓天睿, 肖宇峰

引用本文:

郭林, 刘冉, 蓝发籍, 邓天睿, 肖宇峰. 基于激光与UWB序列匹配的目标跟踪[J]. *控制与决策*, 2024, 39(8): 2613–2621.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0263>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

尺度自适应的多特征融合相关滤波目标跟踪算法

Scale adaptation and multi-feature fusion correlation filtering object tracking algorithm

控制与决策. 2021, 36(2): 429–435 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0445>

具有动态弹性稀疏表示的鲁棒目标跟踪算法

Dynamic elastic net sparse representation robust visual tracking

控制与决策. 2021, 36(11): 2674–2682 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0865>

抗遮挡与尺度自适应的改进KCF跟踪算法

Improved KCF tracking algorithm based on anti-occlusion and scale transformation

控制与决策. 2021, 36(2): 457–462 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0394>

基于DST融合多视图模糊推理赋值的三维目标检测

3D object detection based on DST fusion multi-view fuzzy reasoning assignment

控制与决策. 2021, 36(4): 867–875 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0434>

基于正态云模型的状态转移算法求解多目标柔性作业车间调度问题

State transition algorithm based on normal cloud model for solving multi-objective flexible job shop scheduling problem

控制与决策. 2021, 36(5): 1181–1190 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1233>

基于激光与UWB序列匹配的目标跟踪

郭林^{1,2}, 刘冉^{1,2†}, 蓝发籍^{1,2}, 邓天睿^{1,2}, 肖宇峰^{1,2}

(1. 西南科技大学 信息工程学院, 四川 绵阳 621000;

2. 特殊环境机器人技术四川省重点实验室, 四川 绵阳 621000)

摘要: 目标跟踪是实现人机交互的重要一环, 二维激光雷达探测范围广、精度高, 广泛应用于目标跟踪, 但是由于缺失语义信息, 难以区分外观近似的物体. 针对这一问题, 提出一种基于激光与UWB序列匹配的目标跟踪方法, 使用最近邻算法关联激光聚类, 构建物体轨迹, 并基于改进的高斯相似度计算物体的激光轨迹与UWB测距序列的相似度, 根据相似度大小实现目标的匹配定位. 此外, 针对目标被遮挡的情况设计重跟踪算法, 利用UWB测距信息、目标丢失位置和目标特征模型在环境中搜索被遮挡的目标. 利用TurtleBot 2机器人平台, 在10 m × 10 m的室内环境中进行实验验证. 实验结果表明, 所提出方法能够以8 cm的精度稳定地跟踪携带UWB节点的目标.

关键词: 目标跟踪; 超宽带; 二维激光雷达; 时间序列; 序列相似度

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0263

引用格式: 郭林, 刘冉, 蓝发籍, 等. 基于激光与UWB序列匹配的目标跟踪[J]. 控制与决策, 2024, 39(8): 2613-2621.

Object tracking based on sequence matching between UWB and LiDAR

GUO Lin^{1,2}, LIU Ran^{1,2†}, LAN Fa-ji^{1,2}, DENG Tian-rui^{1,2}, XIAO Yu-feng^{1,2}

(1. School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621000, China;

2. Robot Technology Used for Special Environment Key Laboratory of Sichuan Province, Mianyang 621000, China)

Abstract: Object tracking is an essential part of human-robot interaction, and 2D LiDAR is one of the most popular sensors for wide sensing coverage and excellent ranging accuracy, but its lack of ability to extract semantic information makes it difficult to distinguish objects with close appearance. To address this problem, an object tracking method based on sequence matching between ultra-wide band UWB and LiDAR is proposed. Firstly, the nearest neighbour data association algorithm is used to associate LiDAR clusters and create object trajectories. Then the target is identified and located according to the improved Gaussian similarity between objects' LiDAR trajectories and UWB ranging sequences. Besides, a re-tracking algorithm is designed for the target occlusion case, utilizing UWB ranging information, the target's features, and lost position to find the occluded target. Finally, experiments are performed in a 10 m × 10 m indoor environment with the TurtleBot2 robot platform. The experiment results show that the proposed method can stably track the target carrying the UWB node with an accuracy of 8 centimeters.

Keywords: object tracking; ultra-wide band; 2D LiDAR; time sequence; sequence similarity

0 引言

传统情况下, 机器人常用于如工厂流水线等工业区域. 随着机器人技术的不断发展, 机器人开始进入大众生活, 如医疗看护^[1]、教育^[2]、公共服务^[3]和家庭服务^[4]等的人机交互应用已成为机器人领域的研究热点. 准确的人机位置关系是实现人机交互应用的必要前提, 目标跟踪技术是获取人机位置关系的关键方法. 现有的跟踪算法主要依靠视觉传感器, 然而由

于物体对目标的遮挡、光线和尺度变化等困难的存在, 极大地增加了视觉跟踪的挑战性^[5-6]. 随着自动驾驶技术的进步, 基于激光雷达的目标跟踪也取得了不小进展, 但是, 三维激光雷达较高的硬件和计算成本使其难以布置在小型化、轻量化的系统中^[7-8]. 因此, 一个稳定、精度高且轻量化的目标跟踪系统在人机交互场景中具有重要的应用价值.

二维激光雷达成本低、视场大、精度高, 且能够光

收稿日期: 2023-03-09; 录用日期: 2023-06-28.

基金项目: 四川省科技计划项目(2023NSFSC0505, 2022YFG0242); 国家自然科学基金项目(12175187, 12205245).

责任编辑: 张文安.

†通讯作者. E-mail: ran.liu.86@hotmail.com.

照鲁棒地捕获目标特征,因此,近年来基于二维激光雷达特征的目标跟踪取得了一定的进展。Jung等^[3]运用卡尔曼滤波器和目标胸部的支持向量数据描述(support vector data description, SVDD)模型实现了对马拉松运动员的跟随机器人设计;Leigh等^[9]测试了15种人腿激光聚类的特征,并基于这些特征使用随机决策森林训练了用于目标跟踪的分类器;Yan等^[1]基于二维激光雷达设计了手杖式助行机器人,其通过卡尔曼滤波器预测目标的行走模式,实现了下肢功能障碍患者的无人看护;Guerrero-Higuera等^[10]通过卷积神经网络识别人腿对,相比单腿识别的系统具备了更精确的跟踪效果。但是,这些工作无法解决跟踪过程中由于遮挡造成的跟踪失败。Yao等^[11]在文献[3]工作的基础上加入了对转角的识别,并设计了机器人的并排行走控制器以避免遮挡导致的目标丢失;Yuan等^[12]通过激光雷达检测转角,并改进了人工势场法,增加了跟随过程中的目标可见性。尽管上述工作均取得了不错的效果,但是,由于二维激光雷达只能获取固定高度的环境扫描,对于语义信息的缺失可能致使基于模型方法的准确性下降。

为了扩展激光数据的语义信息,常见的方法是传感器融合,此外,最近部分学者的研究验证了基于时间序列匹配的方法也可以达到更好的跟踪效果。传感器融合的方法通过引入辅助传感器的数据为系统提供语义信息。何静等^[13]通过匹配激光聚类的径向速度和RFID标签的相位速度实现了动态目标的定位,并利用RFID的唯一设备码增强了目标间的唯一性,但是无法实现对静态目标的定位。Yuan等^[14]利用二维激光雷达和视觉传感器共同完成目标跟踪,并利用在线建立的SURF描述符实现了跟踪目标被完全遮挡后的数据关联和重新跟踪。对于传感器融合方法,UWB传感器具备精度高、成本低、抗干扰能力强、体积小等优点,是理想的辅助传感器。此外,时间序列可利用数据在时间维度的相关性为系统提供语义信息。Zhang等^[15]和Park^[16]分别在室内和室外环境,将

传感器获取的运动数据构建成由“左右转、直行、停留”等构成的动作序列,但是需要先验地图信息才能实现序列匹配定位;金展等^[17]利用地磁序列在大型室内环境实现了动态实时定位,但是受限于地磁信号波动,跟踪精度较低;Jia等^[18]提出了TTSL算法,利用时间卷积网络针对Wi-Fi指纹序列数据集训练,进一步降低了定位误差,但是增加了前期工作的难度。

为了解决二维激光雷达数据缺失语义信息,难以区分相似外观物体的问题,本文提出一种基于激光与UWB序列匹配的目标跟踪方法,将连续的激光数据用于构建物体轨迹,在激光轨迹和测距序列的观测模型下通过相似度计算实现跟踪目标的匹配定位。此外,为了解决跟踪过程中遮挡导致的目标轨迹无法关联,匹配定位失效的问题,设计重跟踪算法,通过UWB测距、目标遮挡位置、目标特征模型等3个约束搜索目标,搜索成功后恢复轨迹的关联,维持序列相似度匹配定位的准确性。不同于传统的基于模型的跟踪方法,所提出方法在目标定位阶段无需识别目标外形特征,避免了缺失语义信息带来的错误跟踪,实现更稳定的目标跟踪,并摆脱了对UWB基站的依赖,具备更广泛的应用场景。

1 本文方法

所提出方法中,跟踪目标携带一个UWB节点,机器人配备一个UWB节点和二维激光雷达,无需在环境中布置基站。所提出目标跟踪方法主要分为两部分:1)基于序列相似度匹配的目标定位:通过激光数据的聚类、关联构建物体的轨迹,并利用改进高斯相似度的计算方法,基于各物体轨迹与UWB测距序列的相似度定位环境中携带UWB节点的目标。2)目标遮挡后的重跟踪:利用目标的遮挡位置、特征信息、UWB测距信息构建位置约束、特征约束和测距约束,基于约束条件查找丢失的目标,查找成功后恢复对目标的跟踪和目标轨迹的关联。系统的运行流程如图1所示。

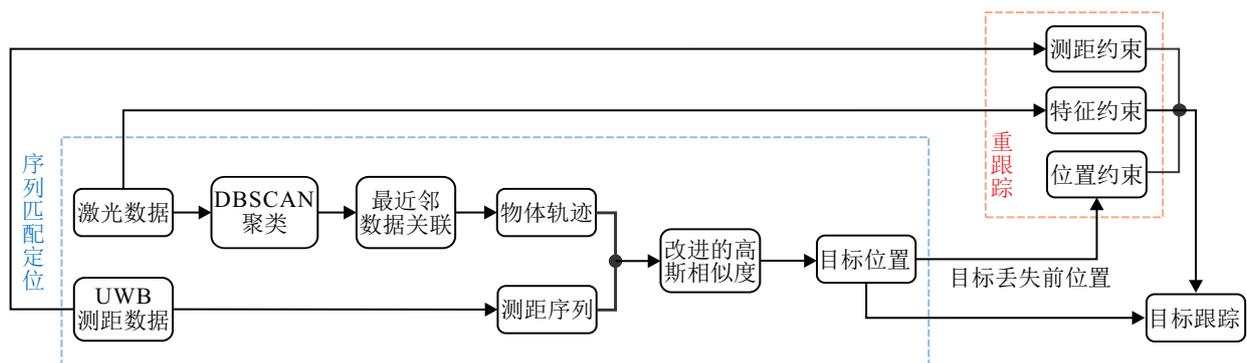


图1 系统流程

1.1 基于序列相似度匹配的目标定位

1.1.1 物体激光轨迹的构建

二维激光雷达是机器人上最常用的传感器之一,但其采集的离散点集难以直接应用于目标跟踪.对点集进行聚类处理可将二维激光雷达的原始数据与现实物体相对应,完成物体的状态估计.首先,利用带噪声的密度聚类(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)算法^[19]实现雷达原始数据的聚类处理,即

$$C^t = \text{DBSCAN}(\text{Eps}, \text{MinPts}, D^t). \quad (1)$$

式(1)表示DBSCAN算法通过给定邻域距离Eps和邻域内最小点数MinPts确定聚类密度条件,基于该条件剔除原始激光数据 D^t 中的噪声点,并得到聚类数据 $C^t = [C_1^t, C_2^t, \dots, C_J^t]$.其中: $C_j^t = [p_{j,1}^t, p_{j,2}^t, \dots, p_{j,N_j}^t]$, $j \in [1, J]$, N_j 为表聚类 C_j^t 包含原始激光数据点的数量.随后,以每个聚类的中心坐标作为该聚类的位置状态,即

$$\mathbf{x}_j^t = \begin{bmatrix} x_j^t \\ y_j^t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{N_j} \cdot \sum_{n=1}^{N_j} x_{j,n}^t \\ \frac{1}{N_j} \cdot \sum_{n=1}^{N_j} y_{j,n}^t \end{bmatrix}. \quad (2)$$

其中: \mathbf{x}_j^t 为当前时刻 t 聚类 C_j^t 的状态, $p_{j,n}^t = (x_{j,n}^t, y_{j,n}^t)^T$, $n \in [1, N_j]$ 为 C_j^t 中第 n 个点的坐标.

数据关联是轨迹构建的关键步骤,其目的主要是实现当前时刻传感器数据与物体的匹配.最近邻数据关联(nearest neighbor data association, NNDA)算法是一种简单且高效的数据关联方法^[9],其关联方式为

$$\mathbf{T}_i^t = \begin{cases} \mathbf{T}_i^{t-1} \cup \mathbf{x}_{j^*}^t, & \|\mathbf{x}_{j^*}^t - \mathbf{x}_i^{t-1}\|_2 < \gamma; \\ \mathbf{T}_i^{t-1}, & \|\mathbf{x}_{j^*}^t - \mathbf{x}_i^{t-1}\|_2 > \gamma; \end{cases} \quad (3)$$

$$\mathbf{x}_{j^*}^t = \arg \min_j \|\mathbf{x}_j^t - \mathbf{x}_i^{t-1}\|_2.$$

其中:下标 i 为物体标号; j 为聚类标号; \mathbf{T}_i^t 为当前时刻 t 每个物体的运动轨迹; γ 为关联阈值,用于判断是否完成轨迹关联,与机器人移动速度和传感器探测频率有关.式(3)表示在相邻时刻利用状态间的欧氏距离作为关联代价进行匹配.

1.1.2 激光轨迹与UWB测距序列的相似度计算

本文的目标是在已知UWB测距数据的前提下从激光信息中识别并跟踪到携带UWB的目标.将第1.1.1节中构建的测距序列作为基准,求取与其具有最大相似度的激光轨迹,将该条轨迹中最新的位置作为目标当前状态.目前,已有许多成熟的序列相似度计算研究,如马氏距离、动态弯曲距离、余弦相似度等.不同方法的原理和适用场景不同,因此会产生

不同的匹配定位结果.高斯相似度通过计算激光轨迹 $\mathbf{T}_i^t = [\mathbf{x}_i^{t-w_i}, \dots, \mathbf{x}_i^{t-1}, \mathbf{x}_i^t]$ 与UWB测距序列 $\mathbf{R}^t = [r^0, r^1, \dots, r^t]$ 的欧氏距离,且通过指数关系将计算得到的欧氏距离映射至 $(0, 1]$ 范围内,反映了轨迹与测距序列的整体近似情况,有

$$\text{sim}_g(\mathbf{T}_i^t, \mathbf{R}^t) = \frac{1}{w_i} \cdot \sum_{\tau=t-w_i}^t \exp\left(-\frac{(\|\mathbf{x}_i^\tau\|_2 - r^\tau)^2}{2\sigma^2}\right). \quad (4)$$

其中: r^τ 为时刻 τ 机器人上的UWB节点与目标UWB节点间的测距数据, σ^2 为方差, w_i 为由激光数据创建的物体 i 的轨迹长度, $t-w_i$ 为起始时刻.但是,高斯相似度无法显式地表达两序列变化趋势的差异,可能导致错误跟踪.因此,针对序列、轨迹变化趋势的一致性判断,引入变化趋势一致性得分 κ_i ,即

$$\kappa_i = \frac{n_c(\mathbf{T}_i^t, \mathbf{R}^t)}{0.5w_i(w_i - 1)}. \quad (5)$$

其中: $n_c(\mathbf{T}_i^t, \mathbf{R}^t)$ 为变化趋势相同的序列元素对的总数,可由下式计算:

$$n_c(\mathbf{T}_i^t, \mathbf{R}^t) = \sum_{(\tau_1, \tau_2) \in \mathbb{C}} \left(1 - \exp\left(-\frac{(\|\mathbf{x}_i^{\tau_1}\|_2 - \|\mathbf{x}_i^{\tau_2}\|_2)^2}{d_T^2}\right)\right) \cdot \left(1 - \exp\left(-\frac{(r^{\tau_1} - r^{\tau_2})^2}{d_R^2}\right)\right) \cdot \text{sgn}_{\tau_1, \tau_2}(\mathbf{T}_i^t, \mathbf{R}^t). \quad (6)$$

其中: τ_1 和 τ_2 是属于 $[t-w_i, t]$ 范围内的两个不同时刻, \mathbb{C} 为所有 (τ_1, τ_2) 对的集合, d_T^2 和 d_R^2 为在 $[t-w_i, t]$ 范围内轨迹和测距序列的带宽参数.此外,若轨迹和测距结果在 τ_1 与 τ_2 时刻间有 $(\|\mathbf{x}_i^{\tau_1}\|_2 - \|\mathbf{x}_i^{\tau_2}\|_2) \times (r^{\tau_1} - r^{\tau_2}) > 0$,则 $\text{sgn}_{\tau_1, \tau_2}(\mathbf{T}_i^t, \mathbf{R}^t) = 1$,即若轨迹和测距序列在 $[\tau_1, \tau_2]$ 区间变化趋势相同,则 $\text{sgn}_{\tau_1, \tau_2}(\mathbf{T}_i^t, \mathbf{R}^t) = 1$,反之则为0.式(6)中 $(1 - \exp(-(\|\mathbf{x}_i^{\tau_1}\|_2 - \|\mathbf{x}_i^{\tau_2}\|_2)^2/d_T^2))$ 和 $(1 - \exp(-(r^{\tau_1} - r^{\tau_2})^2/d_R^2))$ 用于抑制短时间内传感器数据噪声的影响.基于此,相似度的计算结果即可反映轨迹与测距序列变化趋势的差异,增强了匹配定位的可靠性.综上,所提出轨迹与UWB测距序列的相似度计算方法可由下式给出:

$$\text{sim}(\mathbf{T}_i^t, \mathbf{R}^t) = \kappa_i \cdot \text{sim}_g(\mathbf{T}_i^t, \mathbf{R}^t) = \frac{n_c(\mathbf{T}_i^t, \mathbf{R}^t)}{0.5w_i^2(w_i - 1)} \cdot \sum_{\tau=t-w_i}^t \exp\left(-\frac{(\|\mathbf{x}_i^\tau\|_2 - r^\tau)^2}{2\sigma^2}\right). \quad (7)$$

1.2 遮挡情况下的重跟踪算法

1.2.1 基于SVDD模型的重跟踪特征约束

由于跟踪目标的随意运动,目标被遮挡的情况是难以避免的^[20].对于遮挡后重新出现的目标观测,最近邻关联算法无法将其与目标轨迹相关联,从而导致轨迹断裂,基于序列相似度匹配的定位方法失效.因

此,当遮挡后的目标重新出现在激光雷达视场内时,需要将其重新“认出”并恢复轨迹的关联,避免轨迹断裂,维持匹配定位的准确性.在基于二维激光雷达的系统中,可通过模型重新“认出”目标.SVDD模型的训练无需负样本,并选用超球面作为分类边界,能够比平面更好地描述目标与其他物体的特征界限.SVDD的可行性已在基于模型方法^[1,3,11]中被验证,但不同于上述方法,本文仅将SVDD模型用于遮挡后的重跟踪约束,而非跟踪目标识别的最终结果.激光聚类的边界长度 G 、深度 H 、面积 A 以及宽度 W 是理想的二维几何特征.图2和下式给出了从激光聚类获取这些特征的方法:

$$\begin{cases} G_j^t = \sum_{n=1}^{N_j-1} |\mathbf{p}_{j,n}^t - \mathbf{p}_{j,n+1}^t|, \\ W_j^t = |\mathbf{p}_{j,1}^t - \mathbf{p}_{j,N_j}^t|, \\ H_j^t = \max((Q_n(Q_n - W_j^t)(Q_n - |\mathbf{p}_{j,1}^t - \mathbf{p}_{j,n}^t|)(Q_n - |\mathbf{p}_{j,n}^t - \mathbf{p}_{j,N_j}^t|))^{1/2}/W_j^t), \\ A_j^t = W_j^t \cdot H_j^t. \end{cases} \quad (8)$$

其中 $Q_n = (W_j^t + |\mathbf{p}_{j,1}^t - \mathbf{p}_{j,n}^t| + |\mathbf{p}_{j,n}^t - \mathbf{p}_{j,N_j}^t|)$ 为海伦公式中三角形的半周长.利用边界长度、深度、面积、宽度构建四维空间向量 $\mathbf{z}_k^t = (G_j^t, W_j^t, H_j^t, A_j^t)^T (k \in [1, K])$ 并利用拉格朗日函数求得由 ρ 、 α 、 ξ 代表的SVDD特征模型 $\mathbf{S}_{\text{target}}$,即

$$\begin{aligned} \min L(\rho, \alpha, \xi) &= \rho^2 + C \sum_{k=1}^K \xi_k; \\ \text{s.t. } \|\mathbf{z}_{\text{target}}^k - \alpha\|_2 &\leq \rho^2 + \xi_k, \xi_k \geq 0, \forall k. \end{aligned} \quad (9)$$

这里: $\alpha = (G^*, W^*, H^*, A^*)^T$ 为最优超球体的球心; ρ 为超球体半径; K 为用于训练特征模型的向量总数,即训练样本的总数; ξ_k 为松弛变量;常数 C 表示球体体积与误差容忍度间的权衡关系.由此可得到超球

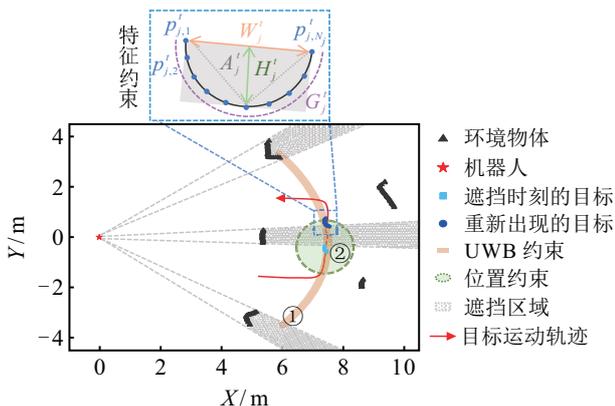


图2 重跟踪算法场景示意图

面的分类模型,SVDD模型会将位于超球体内的特征向量标记为来自正确跟踪目标的特征向量.

1.2.2 重跟踪测距约束与位置约束

二维激光雷达仅能获取固定高度的环境扫描,SVDD模型无法通过激光数据的特征分辨外观近似的物体,因此,需要额外的约束条件在新出现的聚类中查找目标.图2给出了重跟踪场景的简单示意.其中:目标沿着红色轨迹运动,在浅蓝色聚类位置 $\mathbf{x}_{\text{target}}^{t_{\text{lost}}}$ 处开始被遮挡,随后出现在深蓝色聚类位置处,深蓝色与浅蓝色聚类中间的目标轨迹(红色轨迹的虚线部分)由于激光被遮挡无法由所提出算法获取.重跟踪算法以特征约束为基础,在 $\mathbf{x}_{\text{target}}^{t_{\text{lost}}}$ 处构建搜索区域作为位置约束(浅绿色区域),并使用UWB测距数据构建测距约束(浅橙色区域).当满足特征、位置、测距约束的目标出现在激光视场内时,才能实现遮挡目标的轨迹关联.如若在图2中①和②位置存在与目标特征近似的物体,则①处的物体满足测距和特征约束,但是不满足位置约束,②处的物体满足位置和特征约束,但是不满足测距约束,因此可避免将其“错认”为目标.下式从上至下分别给出了重跟踪算法中,新的激光聚类需要满足的特征约束、位置约束和测距约束:

$$\begin{cases} \mathbf{z}_j = (G^*, W^*, H^*, A^*)^T, \mathbf{z}_j \in \mathbf{S}_{\text{target}}; \\ \sqrt{(x_j^t - x_{\text{target}}^{t_{\text{lost}}})^2 + (y_j^t - y_{\text{target}}^{t_{\text{lost}}})^2} \leq v \cdot (t - t_{\text{lost}}); \\ \|\|\mathbf{x}_j^t\|_2 - r^t\| \leq \eta. \end{cases} \quad (10)$$

其中: v 为物体激光轨迹中记录的平均速度; t_{lost} 为目标消失的时刻; η 为UWB测距与激光测距误差的容忍值,即图2中浅橙色线条的宽度.由此,可将满足上述3种约束的新观测关联到先前跟踪的目标轨迹中,避免了轨迹断裂,维持了匹配定位的准确性.

2 实验结果与分析

2.1 实验平台与环境

利用如图3所示的两个TurtleBot2机器人平台完成数据集采集,每个机器人均装配一个Nooploop LinkTrack-P UWB节点以及Hokuyo UTM-30 LX激光雷达.其中:激光雷达的测距精度为30 mm,角度分辨率为0.25°,UWB节点的测距精度为0.1 m,最大测距范围为100 m.两个TurtleBot分别充当机器人和跟踪目标,目标TurtleBot的移动度设定为0.3 m/s.对于机器人而言,激光雷达为目标跟踪算法提供数据输入;对于跟踪目标而言,激光雷达和里程计为自适应蒙特卡洛(adaptive Monte Carlo localization, AMCL)算法

提供输入, AMCL 算法用于获取移动目标的真实轨迹. 机器人在固定位置扫描环境, 跟踪目标在环境中随意移动. 此外, 每个 TurtleBot 2 机器人搭载一台笔记本电脑, 之间通过 Wi-Fi 连接一个 ROS 节点管理器 (robot operating system master, ROS Master), 完成数据的同步、传输和记录.

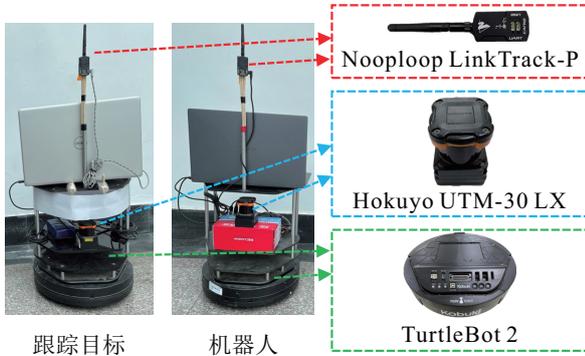


图3 数据采集平台

为了验证所提出系统的性能, 选取 $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ 的室内场景如图4所示, 共设计两个实验:

实验1, 过程中不放置用于遮挡目标的静态障碍物, 移动行人和特征相似的干扰机器人(未携带UWB节点)在环境中随机移动, 提供干扰轨迹, 以对比不同最近邻关联阈值、不同相似度计算方法、不同轨迹长度对跟踪性能的影响;

实验2, 过程中静态障碍物、移动行人和干扰机器人均为实验创造遮挡场景, 测试在遮挡情况下系统的跟踪性能.

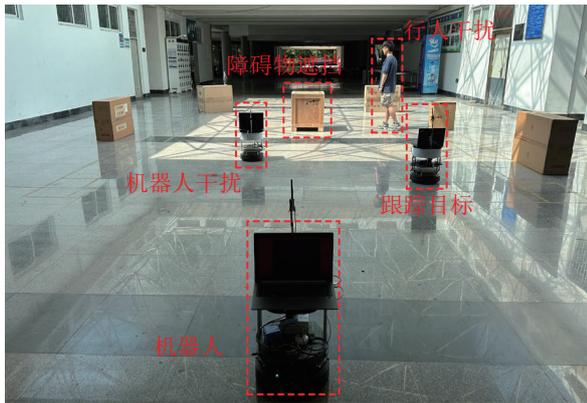


图4 实验场景

实验中参数的配置和分析如下: 根据机器人的直径 Φ 设定 DBSCAN 算法的 Eps, 设置为 0.3 m , 根据激光雷达的角度分辨率 AR、机器人直径 Φ 和目标的最远测距值 r_{\max} , 通过下式计算得到 DBSCAN 聚类算法的合适的 MinPts 参数为4:

$$\text{MinPts} = \frac{\arctan(\Phi/r_{\max})}{\text{AR}}. \quad (11)$$

此外, 式(10)中的测距约束的容忍值设定为 $\eta =$

0.2 m . SVDD 模型的构建参数设置为 $C = 1, K = 40$. 由于 η 与 UWB 测距设备的精度相关, SVDD 的模型构建并非本文重点, 文献[21]给出了详细的 C 、 K 选择依据, 实验部分不再讨论 η 、 C 、 K 的取值.

2.2 实验分析

在目标跟踪任务中, 对跟踪目标的识别和定位是其中的关键步骤, 因此采用平均绝对误差 MAE、召回率 RECALL 和跟踪目标编号切换率 ID 作为实验部分系统的跟踪性能评价指标, 有

$$\begin{aligned} \text{MAE} &= \frac{1}{N} \sum \sqrt{(\hat{x}_i^t - x_{gt}^t)^2 + (\hat{y}_i^t - y_{gt}^t)^2}, \\ \text{RECALL} &= \frac{\text{TP}}{N}, \\ \text{ID} &= \frac{\text{ID}_{\text{switch}}}{N}. \end{aligned} \quad (12)$$

其中: $(\hat{x}_i^t, \hat{y}_i^t)$ 为算法估计的物体位置; (x_{gt}^t, y_{gt}^t) 为目标真实位置, 当算法估计值与真实位置的曼哈顿距离小于 0.3 m 时, 认定此时算法正确地识别到了跟踪目标; TP 为正确的识别定位结果总数; N 为系统跟踪结果的轨迹点总数; $\text{ID}_{\text{switch}}$ 为连续跟踪过程中目标标号变化的次数, 由错误匹配或错误关联引起.

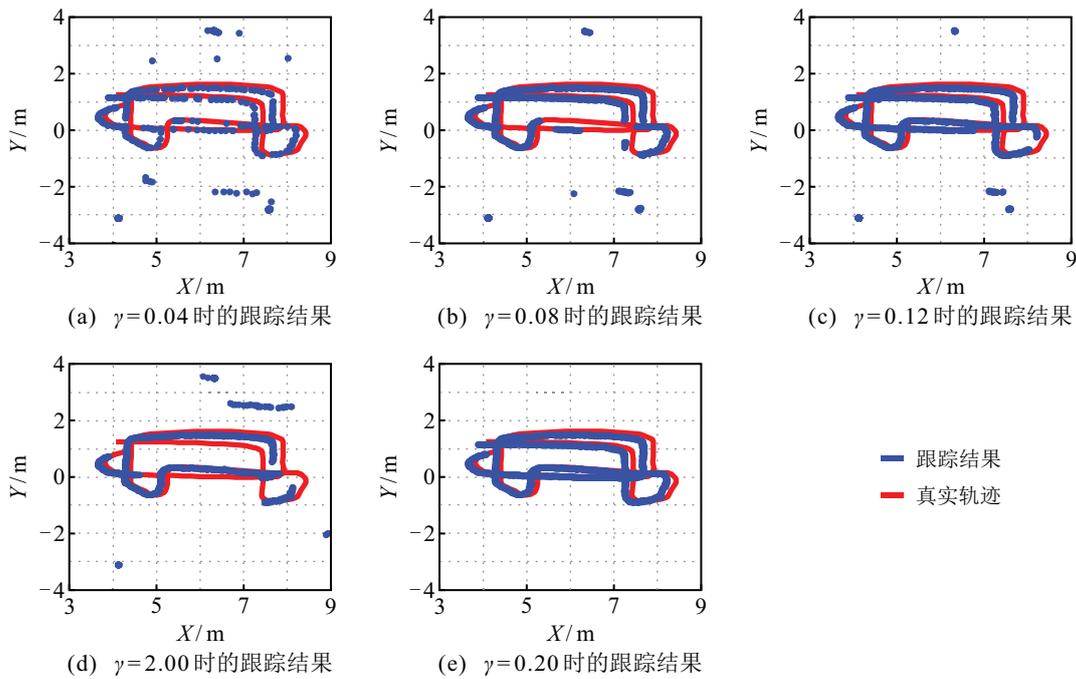
2.2.1 关联阈值、相似度计算方法与轨迹长度对跟踪性能的影响

基于相似度匹配的跟踪方法, 需要系统能够稳定正确地构建环境物体的轨迹, 最近邻关联算法的关联阈值在轨迹构建中起着关键作用, 表1和图5给出了在不同的关联阈值下, $w = 10\text{ s}$, 基于改进的高斯相似度匹配的跟踪结果.

表1 关联阈值 γ 对跟踪性能的影响

	关联阈值 γ/m						
	0.04	0.08	0.12	0.16	0.20	0.40	2.00
RECALL/%	32.62	70.78	85.75	93.32	100.00	100.00	57.31
MAE/m	1.954	0.899	0.516	0.217	0.068	0.067	1.839
ID/%	18.80	17.59	8.99	0.14	0.00	0.00	2.81

由表1和图5可知: 当 γ 较小时, 算法无法稳定地生成完整轨迹, 系统频繁地将所跟踪的物体认定为新出现的目标, 导致了较高的目标编号切换率, 且轨迹断裂导致匹配跟踪精度下降. 由此可见, 较小的关联阈值会引起物体轨迹断裂, 难以形成满足匹配要求的轨迹信息, 从而导致跟踪效果较差. 当 $\gamma \geq 0.2\text{ m}$ 时, 已没有因 γ 取值导致的召回率下降和物体标号的切换, 但是, 过大的 γ 取值也可能导致错误的关联. 在后续的实验, 为了保证系统正确地创建和关联轨迹, 选择 0.2 m 作为 γ 的取值.

图5 不同关联阈值 γ 下的跟踪结果

相似度作为序列相似度匹配的定位方法中定位目标的唯一参考,不同计算方法的原理和着重点不同,因此会产生不同的匹配定位结果.设置轨迹长度 $w = 10\text{ s}$,不同相似度计算方法的系统跟踪性能由表2给出.其中:所提出改进的高斯相似度相比余弦相似度、杰卡德相似度、皮尔逊相关系数和普通高斯相似度,平均绝对误差分别提升了89.79%、82.58%、74.23%和58.08%,召回率分别提升了14.94%、7.71%、2.83%和0.45%,且当利用高斯相似度进行匹配定位时未发生目标ID的切换.

表2 不同相似度计算方法的性能比较

	相似度计算方法				
	余弦	杰卡德	皮尔逊	高斯	本文方法
RECALL/%	86.06	92.29	97.17	99.55	100.00
MAE/m	0.659	0.386	0.261	0.161	0.067
ID/%	15.95	0.38	7.61	0.29	0.00

此外,对比了单帧数据方法与序列相似度匹配定位方法的跟踪性能:1)单帧数据方法包括单帧测距匹配和文献[1, 3, 11]中基于SVDD模型的方法.其中:单帧测距匹配指通过UWB测距结果,在环境中选择最接近的激光聚类的中心坐标作为该帧数据的目标跟踪结果;基于模型的方法指利用SVDD算法在所有激光聚类中通过特征确定跟踪目标的位置.2)基于序列相似度的匹配定位方法:利用改进的高斯方法计算各物体轨迹与UWB测距序列的相似度,并取相似度最高轨迹的当前时刻状态作为跟踪目标的定位结果.分别设置轨迹长度 w 为1s、3s、5s、10s和

20s,记录系统的跟踪结果.实验结果如表3和图6所示.

表3 单帧/序列匹配定位结果

跟踪方法	RECALL/%	MAE/m	ID/%
单帧测距匹配	88.11	0.493	11.60
单帧特征匹配 ^[1,3,11]	39.33	2.351	26.26
$w = 1\text{ s}$	92.54	0.381	5.59
$w = 3\text{ s}$	98.04	0.224	3.07
$w = 5\text{ s}$	99.57	0.169	0.94
$w = 10\text{ s}$	100.00	0.067	0.00
$w = 20\text{ s}$	100.00	0.069	0.00

由表3可知:当轨迹长度 w 较小时,这段时间内生成的轨迹信息不足以区分跟踪目标和环境物体,从而导致错误的匹配定位结果.选择较大的 w 可为匹配定位提供更多信息量.当 $w \geq 10\text{ s}$ 时,系统能够以0.068m的平均绝对误差稳定地跟踪目标,但是过大的 w 也会增加系统的计算开销.如图6所示,由于移动行人、机器人干扰等环境物体的存在,系统可能会错误地将其位置作为跟踪结果,从而产生偏离真实轨迹的定位点.其中:文献[1, 3, 11]所使用的基于单帧数据模型的方法会因为干扰机器人和移动行人的腿部具备与跟踪目标相似的特征,导致错误地跟踪.

2.2.2 遮挡情况下的系统跟踪性能

对于随机运动的目标而言,环境中的障碍物、移动行人、干扰机器人均可能对跟踪目标造成遮挡,导致目标丢失.当激光雷达重新捕获到目标的观测时,最近邻关联算法无法将新观测与目标轨迹关联,导致

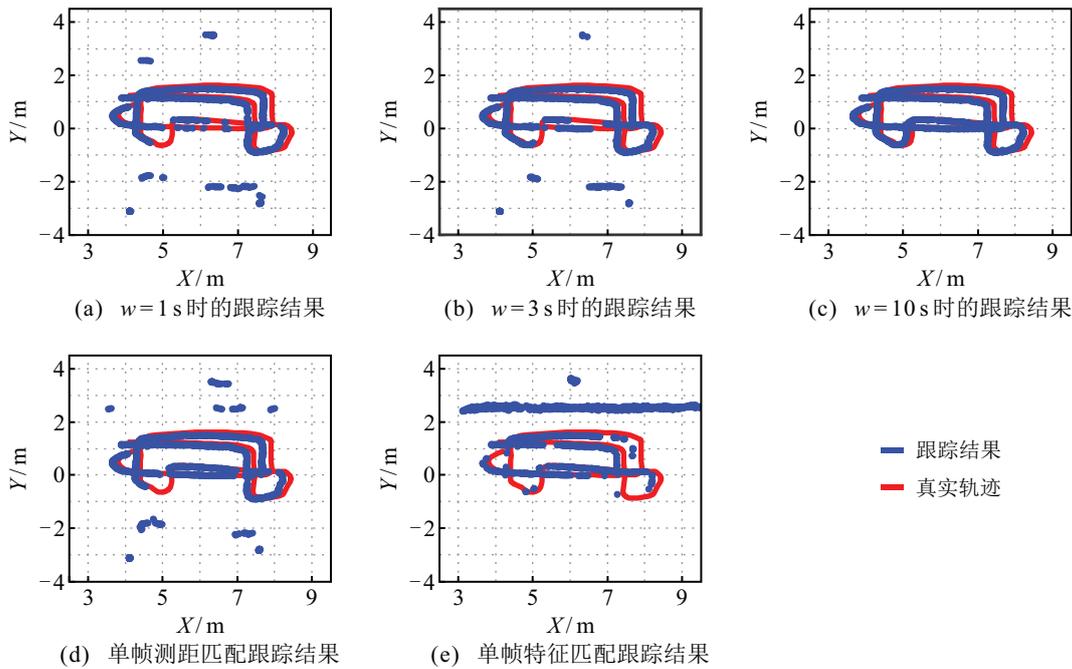


图6 单帧/序列系统跟踪结果

轨迹断裂,基于序列相似度匹配的定位方法失效,导致错误的跟踪结果.为了验证存在遮挡时系统的跟踪性能,设置轨迹长度 $w = 10\text{ s}$,相似度计算方法选择改进的高斯方法,分别验证移动物体遮挡、静态障碍物遮挡、移动物体+静态障碍物遮挡的情况下测试系统的性能表现.

图7为被完全遮挡后系统错误跟踪的典型情况.图7中:目标经过遮挡区域后,最近邻关联算法无法成功地将新观测与先前目标关联,导致轨迹断裂,产生了错误的匹配定位结果.引入重跟踪算法后,系统可在目标穿过遮挡区域后立即来自目标新的观测与先前轨迹关联,避免了轨迹断裂,维持了序列相似度匹配定位的准确性,减少了错误的目标定位结果(重跟踪红色轨迹点已正确跟踪,而此时无重跟踪的方法导致了错误跟踪).遮挡情况下系统跟踪性能如表4所示.

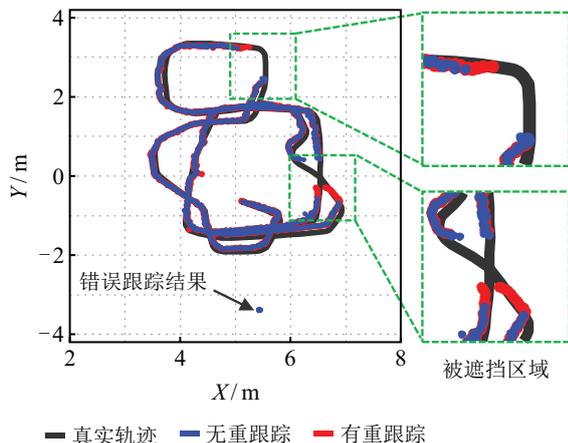


图7 遮挡导致的错误跟踪典型情况示意图

表4 有无重跟踪系统性能比较

		遮挡情况		
		移动物体	静态障碍物	移动物体+障碍物
RECALL/%	无重跟踪	91.62	92.04	87.53
	有重跟踪	100.00	94.49	95.59
MAE/m	无重跟踪	0.485	0.182	0.194
	有重跟踪	0.089	0.119	0.106
ID/%	无重跟踪	1.67	0.23	0.37
	有重跟踪	0.00	0.00	0.00

由表4可知:在存在遮挡的情况下,有重跟踪算法的系统能够以0.1 m左右的精度实现跟踪,且召回率和ID切换率均得到了改善.由此可见,对于静态障碍物造成的较长遮挡,重跟踪算法使得系统跟踪性能得到提升,增强了系统的鲁棒性.

此外,为了验证不同的重跟踪算法约束组合对重跟踪实现结果的影响,在同时具有移动物体和障碍物遮挡的场景中设计了实验.当目标进入遮挡区域后,在遮挡区域边缘放置与目标特征相似的物体来干扰重跟踪算法的判定,具体的跟踪结果如表5所示.

由表5可见:在约束条件为仅有特征约束和特征+测距约束时,由于缺乏对位置的约束,系统均会将较远处干扰物体观测关联到轨迹中,从而导致更大的平均绝对误差;当约束条件为特征+位置约束时,由于缺乏测距约束,仍然会关联近处干扰物体的观测;当约束条件为特征+位置+UWB测距约束时,系统可立即完成正确的轨迹关联,因而得到最优的跟踪结果.

表5 不同约束条件下重跟踪算法的性能对比

	重跟踪约束组合			
	特征约束	特征约束 + 测距约束	特征约束 + 位置约束	特征约束 + 位置约束 + 测距约束
RECALL/%	85.17	91.58	89.99	94.50
MAE/m	0.499	0.248	0.253	0.120
ID/%	0.83	0.47	0.36	0.00

为了验证系统的实时性,在搭载主频为3.20 GHz的AMD Ryzen 7 5800H处理器和频率为3 200 MHz的16 GB内存的笔记本电脑上,系统处理点集聚类、轨迹关联、匹配定位、重跟踪的详细时间分别为7.52 ms、0.20 ms、0.37 ms、0.03 ms,在总计8.12 ms内完成了目标的跟踪。此外,将所提出算法与相似跟踪算法进行了对比,如表6所示。

表6 相关工作

跟踪算法	跟踪精度/m	时间开销/ms	
文献[9]	0.16	40	经典激光跟踪算法
文献[1]	0.10	N/A	近期激光跟踪工作
文献[10]	0.28	N/A	
文献[22]	0.25	192	视觉方法
文献[23]	0.10	890	
文献[18]	3.73	N/A	基于其他
文献[24]	1.16	1500	无线传感
文献[25]	0.12	118	器的工作
本文方法	0.08	8.12	

由表6可知:所提出方法能够更好地区分外观相似的物体和目标,相比基于模型的激光跟踪算法在相近的时间开销下获得了更好的跟踪精度;相比视觉方法,能够以更低的时间开销实现跟踪,且能够应对部分障碍的遮挡;类似Wi-Fi、LoRa等其他传感器的跟踪系统,往往对环境中的基础设置有较高的要求,且跟踪精度略低。综上,所提出方法以较低的时间开销实现了不错的跟踪效果。

3 结论

本文提出了一种基于激光与UWB序列匹配的目标跟踪方法。首先,基于UWB和二维激光雷达数据构建了UWB测距序列和物体轨迹,利用测距序列与轨迹的相似度实现目标的匹配定位,减少了错误的跟踪结果;然后,设计了重跟踪算法,避免了遮挡造成的轨迹断裂,使得目标穿过遮挡区域后能够顺利恢复轨迹关联,维持了匹配定位的准确性;最后,在10 m × 10 m的室内环境中进行了验证实验,所提出

方法可在有障碍物遮挡和移动物体干扰的环境中以厘米级的定位精度稳定地跟踪携带UWB的移动目标,且满足了跟踪应用的实时性。该方法的提出为目标跟踪领域增添了一个具有参考意义的解决方案。在后续研究中,拟加入智能机器人底盘控制算法,实现多模式多场景跟随机器人的系统设计;同时,研究三维场景内激光与序列匹配跟踪的可能性,扩展算法的应用场景。

参考文献(References)

- [1] Yan Q Y, Huang J, Yang Z H, et al. Human-following control of cane-type walking-aid robot within fixed relative posture[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 27(1): 537-548.
- [2] Belpaeme T, Kennedy J, Ramachandran A, et al. Social robots for education: A review[J]. Science Robotics, 2018, 3(21): eaat5954.
- [3] Jung E J, Lee J H, Yi B J, et al. Development of a laser-range-finder-based human tracking and control algorithm for a marathoner service robot[J]. ASME Transactions on Mechatronics, 2014, 19(6): 1963-1976.
- [4] 李秀智, 龚月, 张祥银, 等. 一种室内移动机器人自主探索方法[J]. 控制与决策, 2019, 34(6): 1227-1233. (Li X Z, Gong Y, Zhang X Y, et al. An autonomous exploration method for an indoor mobile robot[J]. Control and Decision, 2019, 34(6): 1227-1233.)
- [5] 赵浩光, 孟磊, 耿欢, 等. 尺度自适应的多特征融合相关滤波目标跟踪算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(2): 429-435. (Zhao H G, Meng L, Geng H, et al. Scale adaptation and multi-feature fusion correlation filtering object tracking algorithm[J]. Control and Decision, 2021, 36(2): 429-435.)
- [6] 宋建辉, 张甲, 刘砚菊, 等. 基于条件对抗生成孪生网络的目标跟踪[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1110-1118. (Song J H, Zhang J, Liu Y J, et al. Conditional generative adversarial siamese networks for object tracking[J]. Control and Decision, 2021, 36(5): 1110-1118.)
- [7] 刘铮轩, 王亮, 李和平, 等. 融合双目视觉和2D激光雷达的室外定位[J]. 控制与决策, 2023, 38(7): 1861-1868. (Liu Z X, Wang L, Li H P, et al. Fusion of stereo vision and 2D LiDAR for outdoor localization[J]. Control and Decision, 2023, 38(7): 1861-1868.)
- [8] Yao Z T, Chen X Y, Xu N H, et al. LiDAR-based simultaneous multi-object tracking and static mapping in nearshore scenario[J]. Ocean Engineering, 2023, 272: 113939.
- [9] Leigh A, Pineau J, Olmedo N, et al. Person tracking and

- following with 2D laser scanners[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Seattle, 2015: 726-733.
- [10] Guerrero-Higuera A M, Álvarez-Aparicio C, Olivera M C C, et al. Tracking people in a mobile robot from 2D LIDAR scans using full convolutional neural networks for security in cluttered environments[J]. *Frontiers in Neurorobotics*, 2019, 12: 85.
- [11] Yao H C, Dai H D, Zhao E H, et al. Laser-based side-by-side following for human-following robots[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Prague, 2021: 2651-2656.
- [12] Yuan J, Zhang S M, Sun Q X, et al. Laser-based intersection-aware human following with a mobile robot in indoor environments[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(1): 354-369.
- [13] 何静, 刘冉, 肖宇峰, 等. 融合RFID相位差和激光扫描的动态目标定位[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(2): 81-88.
(He J, Liu R, Xiao Y F, et al. Moving object localization by fusing RFID phase difference and laser scanning[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(2): 81-88.)
- [14] Yuan J, Chen H, Sun F C, et al. Multisensor information fusion for people tracking with a mobile robot: A particle filtering approach[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2015, 64(9): 2427-2442.
- [15] Zhang H J, Li W Z, Qian C, et al. A real time localization system for vehicles using terrain-based time series subsequence matching[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(16): 2607.
- [16] Park J G. Indoor localization using place and motion signatures[D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2013.
- [17] 金展, 康瑞清, 王威. 基于地磁序列匹配的大型室内动态定位方法[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(7): 199-207.
(Jin Z, Kang R Q, Wang W. Large indoor dynamic positioning method based on magnetic sequence matching[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(7): 199-207.)
- [18] Jia B, Liu J B, Feng T, et al. TTSL: An indoor localization method based on temporal convolutional network using time-series RSSI[J]. *Computer Communications*, 2022, 193: 293-301.
- [19] Ester M, Kriegel H, Sander J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]. *KDD'96: Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. Portland Oregon, 1996: 226-231.
- [20] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-learning-detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [21] Chang W C, Lee C P, Lin C J. A revisit to support vector data description[R]. Taipei: National Taiwan University, 2013.
- [22] 彭秋辰, 宋亦旭. 基于Mask R-CNN的物体识别和定位[J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 2019, 59(2): 135-141.
(Peng Q C, Song Y X. Object recognition and localization based on Mask R-CNN[J]. *Journal of Tsinghua University: Science and Technology*, 2019, 59(2): 135-141.)
- [23] Acharya D, Ramezani M, Khoshelham K, et al. BIM-Tracker: A model-based visual tracking approach for indoor localisation using a 3D building model[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 150: 157-171.
- [24] Huang H, Yang J F, Fang X, et al. VariFi: Variational inference for indoor pedestrian localization and tracking using IMU and WiFi RSS[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(10): 9049-9061.
- [25] Hu K, Gu C J, Chen J M. LTrack: A LoRa-based indoor tracking system for mobile robots[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(4): 4264-4276.

作者简介

郭林(1999—), 男, 硕士生, 从事人机交互、室内定位、SLAM等研究, E-mail: linguo@mails.swust.edu.cn;

刘冉(1986—), 男, 副教授, 博士, 从事分布式计算、机器人导航定位等研究, E-mail: ran.liu.86@hotmail.com;

蓝发籍(1997—), 男, 硕士生, 从事室内定位、SLAM等研究, E-mail: fajilan@mails.swust.edu.cn;

邓天睿(1999—), 男, 硕士生, 从事点云识别、SLAM等研究, E-mail: 276271189@qq.com;

肖宇峰(1978—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能机器人系统、网络通信等研究, E-mail: xiaoyf_swust1@163.com.