

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311934

# 多视角雷达点云融合的移动机器人集群跟踪\*

武星, 汤凯, 李兴达, 彭立军, 陈俊哲  
(南京航空航天大学机电学院 南京 210016)

**摘要:**针对移动机器人集群,地面端激光雷达定位系统虽然能减小传感器的需求数量,但存在特征缺失严重、目标分割困难等问题。为此,提出一种多视角雷达点云层次分割聚类的集群目标跟踪方法。首先,采用动态阈值分割法将多源激光雷达点云转化为点云簇,提出基于表面积启发的层次包围盒方法划分点云空间,并按递归方法构建空间层次树。其次,改进距离交并比损失函数,提出基于无向图的关联性点云簇聚类方法,生成每个移动机器人的目标点云。再次,采用卡尔曼滤波器跟踪移动机器人的目标点云,提出基于空间层次树的深度优先搜索方法进行点云跟踪。最后,开发了多视角地面端激光雷达跟踪系统,完成了移动机器人编组跟踪实验,验证了所提方法的有效性和实时性。

**关键词:** 移动机器人; 集群跟踪; 点云融合; 层次聚类; 目标跟踪; 卡尔曼滤波

**中图分类号:** TP391 TH9 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 406.4

## Mobile robot cluster tracking based on multi-perspective Lidar point cloud fusion

Wu Xing, Tang Kai, Li Xingda, Peng Lijun, Chen Junzhe

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** For mobile robot clusters, a ground-end Lidar localization system needs a small number of Lidar sensors. However, it has several technical problems, such as severe feature loss, difficult target segmentation, etc. Hence, a multi-target tracking method is proposed, which is based on hierarchical segmentation and clustering of multi-perspective Lidar point clouds. Firstly, a dynamic threshold segmentation technique is used to convert multi-source Lidar point clouds into point groups. A surface area heuristic-bounding volume hierarchy method is devised to distribute these point groups into point cloud space, and a spatial hierarchical tree is established using the recursive algorithm. Secondly, the loss function of distance-intersection over union (D-IoU) is improved, and a relevant point group clustering method based on the undirected graph is proposed to generate the target point cloud for each mobile robot. Thirdly, the Kalman filter is used to track the target point cloud of each robot. A depth-first searching technique based on the spatial hierarchical tree is proposed to track the target point cloud. Finally, a multi-perspective ground-end Lidar tracking system is developed. Target tracking experiments are implemented for a group of mobile robots, which evaluates the effectiveness and efficiency of the proposed method.

**Keywords:** mobile robot; cluster tracking; point cloud fusion; hierarchical clustering; target tracking; Kalman filtering

## 0 引言

相较于单体移动机器人,移动机器人集群不仅是机器人数量的累加和功能的堆叠,更是协作配合的有机整体<sup>[1]</sup>。不同于超大尺寸制造装备,移动机器人集群制造

系统通过单机自治与多机协作,为大型部件制造提供了一种可能的新模式<sup>[2-4]</sup>。

定位导航被视为移动机器人实现自主移动的关键共性技术<sup>[5]</sup>,定位精度直接影响到移动机器人的作业能力<sup>[6-7]</sup>。针对移动机器人集群,部署于作业环境而不随机器人移动的地面端定位系统,如UWB(ultra wide band)

收稿日期:2023-09-18 Received Date: 2023-09-18

\* 基金项目:国家自然科学基金面上项目(61973154)、国防基础科研计划重点项目(JCKY2022209B001)、江苏高校“青蓝工程”优秀青年骨干教师项目(2022)资助

基站、激光雷达和深度相机等,虽然能减小传感器的需求数量从而降低系统硬件成本,但也面临着目标遮挡、视角有限和量程不足等难题。因此,出现了不少多传感器融合感知定位的研究工作。

在多传感器融合感知方面, Li 等<sup>[8]</sup>通过在地面端部署多个 RGB 相机及三维激光雷达构建了一种协同感知系统,利用锚点检测器和 SORT (simple online and realtime tracking) 方法实现移动目标检测与多目标跟踪。在目标检测过程中,为了减小目标特征提取的计算量,常用包围盒 (bounding-box) 对待测目标进行边界拟合处理,如轴对齐包围盒 (axis-aligned bounding boxes, AABB)、有向包围盒 (oriented bounding boxes, OBB)、K-DOP (K-discrete oriented polytope) 等类型<sup>[9]</sup>。

在目标检测与语义分割等任务中,常用交并比 (intersection over union, IoU) 方法分析包围盒之间的关联性。Zheng 等<sup>[10]</sup>提出一种距离交并比 (distance-IoU, D-IoU) 损失函数,通过融合距离损失与交并比,提高目标检测任务中包围盒的回归速度和准确率。

在目标检测与碰撞检测等任务中,可能涉及大量包围盒处理。为了提高处理效率,出现了层次包围盒树 (bounding volume hierarchy based on tree, BVH) 技术。在激光点云簇位置分散的工作场景中,采用均分法或等数量法的包围盒空间分割策略效率较低,且空间划分后形成的包围盒树紧凑度差。为此, Macdonald 等<sup>[11]</sup>提出一种基于表面积启发的空间层次聚类方法 (surface-area-heuristics based bounding volume hierarchy, SAH-BVH), 采用最小面积期望策略划分包围盒集合空间并建立层次包围盒树。该方法可紧凑分割点云簇,较好适用于点云聚类场景。

在多源雷达融合感知方面,牛国臣等<sup>[12]</sup>提出一种集成毫米波雷达与激光雷达的多障碍物检测跟踪方法,基于目标检测交并比与可靠性分析,对两种障碍物目标进行融合。Wu 等<sup>[13]</sup>针对行人检测场景,通过两个激光雷达采集点云数据,提取候选点云中心的密度特征和位置特征,并采用贝叶斯规则将这两个特征进行分数融合,然而该方法较依赖于点云数据的完整性。

多源激光雷达在融合感知过程中存在如下难点: 1) 多源激光雷达获取的点云数据具有数据量大、近密远疏等特点。传统的 DBSCAN (density-based algorithm for discovering clusters)<sup>[14]</sup> 或欧氏分割等聚类方法耗时较多,且无法对点云数据进行自适应分割。2) 点云数据的特征提取手段有限,若目标点云的外形轮廓因遮挡而发生断裂,则对断裂的点云数据进行拼接融合难度较大,从而引发目标点云的特征缺失,并进一步影响目标跟踪的精度与可靠性。3) 不同于 3D 点云数据,2D 点云数据所含特征有限,无法为目标检测网络提供坐标、颜色、反射强度

和法向量等丰富信息<sup>[15]</sup>。即使是当前较成功的深度学习方法,对 2D 点云数据也难以实现较理想的目标检测跟踪效果。

为了破解上述难题,本文提出一种基于多视角雷达点云层次分割聚类的集群目标跟踪方法。首先提出多视角雷达点云层次聚类方法,实现点云数据分割、空间层次树构建及关联性点云簇聚类。其次提出机器人目标点云跟踪方法,实现历史最优跟踪框读取、当前空间层次树相交搜索、当前最优跟踪框更新。最后完成多视角雷达跟踪系统开发与移动机器人编组跟踪实验。

## 1 机器人集群跟踪总体方案

针对地面端部署的多视角激光雷达融合感知系统,本文提出了包含多视角点云层次聚类、机器人目标点云跟踪的移动机器人集群跟踪总体研究方案,为移动机器人集群定位奠定技术基础,如图 1 所示。

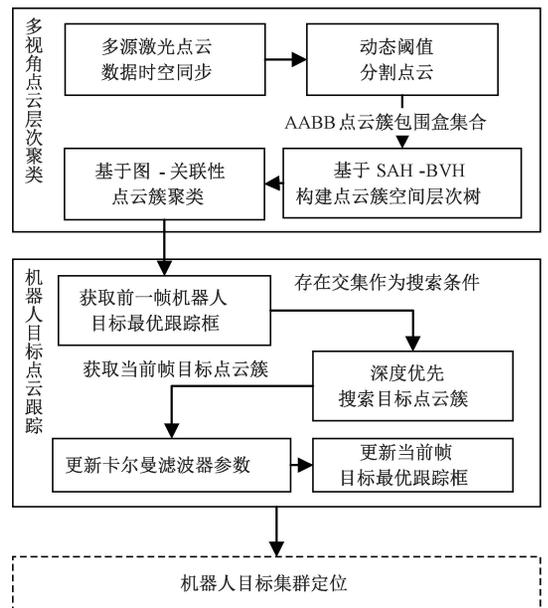


图1 移动机器人集群跟踪总体方案

Fig. 1 System scheme for mobile robot cluster tracking

在多视角点云层次聚类阶段,首先采集部署于地面端的多源激光雷达点云,对点云数据进行时空同步;根据点云极径设置动态分割阈值,将点云数据分割为点云簇。其次,采用基于 SAH-BVH,将动态阈值分割后的点云簇转化为 AABB 包围盒集合,进而完成点云空间划分,并按递归方法构建空间层次树。再次,改进用于检测点云簇包围盒之间关联性的 D-IoU 损失函数;针对空间层次树的点云簇,建立表征点云簇之间关系的无向图结构,并将具有关联性的点云簇聚类为机器人目标点云。

为了降低机器人集群全局定位的计算复杂度与匹配难度,在第 2 阶段基于卡尔曼滤波器对每一个移动机器人进行目标点云跟踪,记录每个目标对象在之前时刻的历史位姿。首先获取前一帧机器人目标的最优跟踪框,将空间层次树节点与最优跟踪框是否存在交集作为搜索条件,在当前帧的空间层次树中采用深度优先策略搜索目标点云簇,获得与前一帧最优跟踪框最相关的目标点云簇。再更新卡尔曼滤波器参数,以及当前帧机器人目标的最优跟踪框信息。

## 2 多视角雷达点云层次聚类

针对地面端部署的多视角激光雷达融合感知系统,多源雷达点云聚类是机器人集群定位的数据融合基础。本文基于先分割后聚类的层次聚类思想,提出一种基于 SAH-BVH 点云簇空间划分与改进 D-IoU 点云簇关联性检测的多视角点云层次聚类方法。首先对多源激光雷达的数据采集过程进行时空同步,其次设置动态阈值将各激光雷达的点云数据分割为点云簇,再采用 SAH-BVH 层次包围盒方法划分点云簇空间并建立空间层次树,最后融合无向图建模理论与改进 D-IoU 关联性检测技术进行点云簇聚类。

### 2.1 多源雷达时空同步

首先依据 PTP (precision time protocol) 协议<sup>[16]</sup>对时间戳相近的激光雷达点云数据进行时间同步。再采用文献<sup>[17]</sup>中的多雷达坐标标定方法统一定位坐标系:在实验场地中放置多个反光柱,通过提取多源激光雷达经反光柱反射后的特征点集;采用迭代最近点匹配方法获得多源激光雷达间的位姿关系,通过坐标变换统一定位系统坐标系。

### 2.2 动态阈值点云分割

在获取原始点云数据后,首先要进行分割聚类,传统的聚类算法例如欧式聚类法、区域增长法、DBSCAN 法等聚类算法复杂度较高,处理效率较低。实际上,单线激光雷达点云数据具有顺序性,点云数据顺序和雷达扫描顺序对应,可通过设置一定距离阈值并与相邻两点间距离比较,若超出距离阈值则分割点云。该方法示意图如图 2 所示。

单线激光雷达的点云数据随激光雷达扫描而顺序分布,在遍历点云数据时计算相邻点间距离,若相邻点间距小于  $t_r$ ,则将该点与相邻点归为一类;若大于  $t_r$ ,则从该点位置与前述点云进行分割。此外由于点云近密远疏的特性,设置单一阈值进行聚类容易出现过分割和欠分割的情况。因此,本文提出一种针对点云极径的动态距离阈值设置方法,该阈值定义为:

$$t_r = \alpha \cdot \rho_i \cdot \theta_r \quad (1)$$

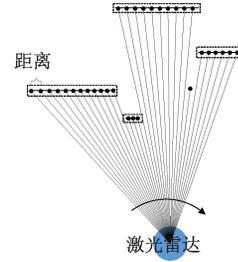


图 2 点云动态阈值分割示意图

Fig. 2 Schematic diagram of dynamic threshold segmentation of point clouds

其中,  $\alpha$  为调节系数,  $\rho_i$  为当前点云极径,  $\theta_r$  为激光雷达分辨率。该阈值随点云极径增大而增大,可自适应分割点云数据。点云动态阈值分割算法的伪代码如算法 1 所示。

#### 算法 1 点云动态阈值分割方法

1. 初始化点集  $P^k = \{p_{ip}^k(\rho_i^k, \theta_i^k) \mid i = 1 \sim n, k = 1 \sim m, m \text{ 为激光雷达索引}\}$
2. 初始化点云簇容器组  $buffer\_cluster$ , 初始化点云簇容器  $buffer$
3. **for**  $k=1$  **to**  $m$  **do**
4.   **for**  $i=1$  **to**  $n$  **do**
5.     将激光点云极坐标系数数据  $p_{ip}^k(\rho_i^k, \theta_i^k)$  转化直角坐标系数  $p_{iv}^k(x_i^k, y_i^k)$
6.     计算相邻点间距离  $d = \sqrt{(x_i^k - x_{i+1}^k)^2 + (y_i^k - y_{i+1}^k)^2}$
7.     计算动态分割阈值  $t_r = \alpha \cdot \rho_i^k \cdot \theta_r$
8.     **if**  $d < t_r$ ,
9.       将  $p_{ip}^k$  存入  $buffer$  中
10.    **else**
11.      将  $buffer$  存入  $buffer\_cluster$  中
12.      清空  $buffer$
13.    **end for**
14. **end for**

### 2.3 点云簇空间层次树构建

由于场景中激光点云簇分布较离散,在空间划分时需选用合适划分策略。采用均分法或等数量法划分点云空间效率较低,且空间划分后形成的包围盒树紧凑度差。因此,本文采用基于表面积启发层次包围盒的分割策略:先将分割后的点云簇建立 AABB 包围盒集合,对该集合再用两个 AABB 包围盒在最佳分割位置划分为两子集,最佳分割位置由两子集最小面积期望和  $c_{\min}$  来确定。随后对两子集重复以上过程直至子集数量小于设定阈值,在空间划分过程中采用递归方法构造分支结构,用于分

割两个子集的包围盒作为子节点链接至其父包围盒节点上。该方法主要步骤如下:

1) 参数初始化: 设置最小聚类数量  $n$ , 对分割后的点云簇  $P_i \{p_{ir}^k(x_i^k, y_i^k)\}$  建立 AABB 包围盒集合  $RECT = \{rect_i\}$ , 设  $rect_i$  对角两点坐标  $p_{max}^i(x_{max}^i, y_{max}^i)$ ,  $p_{min}^i(x_{min}^i, y_{min}^i)$ , 其中  $x_{max}^i = \max\{x_i^k\}$ ,  $x_{min}^i = \min\{x_i^k\}$ ,  $y_{max}^i = \max\{y_i^k\}$ ,  $y_{min}^i = \min\{y_i^k\}$ 。

2) 建立 BVH 树节点: 计算包围盒集合的最小 AABB 包围盒, 设该包围盒对角两点坐标  $p_{max}(x_{max}, y_{max})$  和  $p_{min}(x_{min}, y_{min})$ , 其中  $x_{max} = \max\{x_{max}^i, x_{min}^i\}$ ,  $x_{min} = \min\{x_{max}^i, x_{min}^i\}$ ,  $y_{max} = \max\{y_{max}^i, y_{min}^i\}$ ,  $y_{min} = \min\{y_{max}^i, y_{min}^i\}$ 。在节点中保存包围盒信息, 若包围盒集合数量大于  $n$  则继续步骤 3); 若此时包围盒集合数量小于或等于  $n$  则停止建树流程, 当前节点作为叶子节点并保存包围盒内的点云簇信息。

3) 确定最佳分割位置: 在坐标轴方向上将包围盒集合分割为左右两个子集, 并计算所有分割位置下包围盒面积期望和  $c$ , 设  $c = S_l \cdot n_l + S_r \cdot n_r$ ,  $S_l$  为左子集最小包围盒面积,  $S_r$  为右子集最小包围盒面积,  $n_l$  为左子集内包围盒数量,  $n_r$  为右子集包围盒数量。求出最小面积期望和  $c_{min}$ ,  $c_{min}$  对应的分割位置为最佳分割位置。

4) 递归构造分支: 对最佳分割位置分割后的左右两子集执行步骤 2), 建立新的 BVH 树节点作为当前节点的子节点。

SAH-BVH 空间点云簇空间划分过程如图 3 所示: 空间划分过程为图 3(a)~(c), 图 3(d) 为空间划分后建立的空间层次树结构, T1~T6 为空间中的点云簇包围盒, A~E 为对点云空间逐层划分后的包围盒节点。

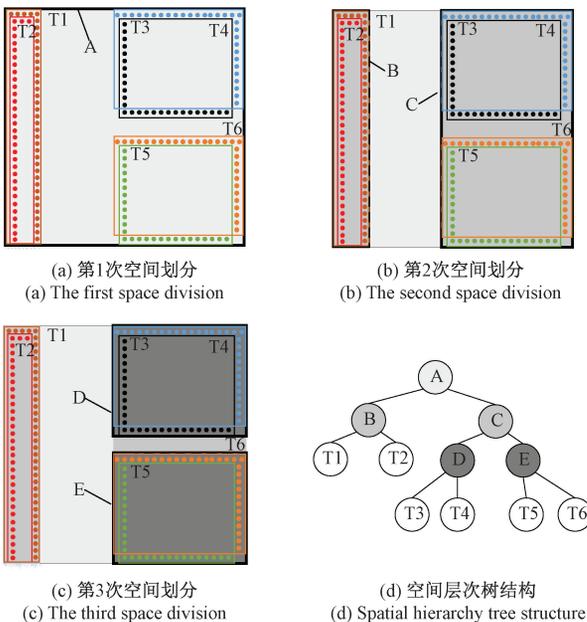


图3 SAH-BVH 点云簇空间层次划分

Fig.3 Hierarchical division of SAH-BVH point cloud cluster space

第 1 次空间划分过程建立了包围盒 A 作为空间层次树的根节点, A 为 T1~T6 的最小 AABB 包围盒。第 2 次空间划分在最佳分割位置将 A 划分为 B 和 C 两个子空间, B 和 C 作为 A 的子节点, 最佳分割位置如图 3(b) 所示, 在水平方向上将 T1~T6 分割为包含 T1~T2 的包围盒 B、包含 T3~T6 的包围盒 C, B 和 C 分别为 T1~T2 和 T3~T6 的最小 AABB 包围盒。第 3 次空间划分继续寻找最佳分割位置对区域 B 和 C 划分。因区域 B 内点云簇数量已等于最小聚类数量(设最小聚类数量为 2), 则区域 B 停止划分并保存区域内点云簇信息。同时, 对区域 C 继续划分, 寻找最佳分割位置, 如图 3(c) 所示。在竖直方向上将 T3~T6 划分为包含 T3~T4 的包围盒 D、包含 T5~T6 的包围盒 E, D 和 E 分别为 T3~T4 和 T5~T6 的最小 AABB 包围盒。因区域 D 和 E 内点云簇数量已等于最小聚类数量, 则区域 D 和 E 停止分割并保存各自空间内点云簇信息。整个分割流程结束, 叶子节点内保存点云簇信息, 空间层次树结构中子节点作为父节点的空间子集。通过 SAH-BVH 方法建立簇空间层次结构并紧凑划分点云空间, 对距离相距较近的点云簇实现了较好的聚类效果, 加快了点云簇的搜索效率, 提高了整体处理速度。

#### 2.4 基于图-关联性点云簇聚类

通过建立点云空间层次树可快速访问叶子节点中距离相近的点云簇, 这些点云簇可能来自于同一物体的光束反射而具有关联性。故需分析这些点云簇是否存在关联性, 并聚类有关联性的点云簇。本文针对场景中尺度不大的“L”、“I”型点云簇建立 AABB 包围盒集合, 通过分析包围盒之间的相交关系、重合度、距离等几何因素, 对关联性高的包围盒进行聚类, 再对类中所有点云簇进行聚类。

经典  $IoU$  已经被广泛应用于视觉目标检测任务中, 其被定义为  $IoU = \frac{(A \cap B)}{(A \cup B)}$ , 表示 A 框与 B 框面积交集与并集之比,  $IoU$  可较好地反应检测框的重合度, 但在两检测框无交集时难以体现检测框间的关系。近年来有学者又提出了用于检测框间距离度量的  $DIoU$ , 将其定义为  $DIoU = \frac{d^2}{c^2}$ , 其中  $d = \rho(A, B)$  是 A 框和 B 框中心点坐标的欧氏距离,  $c$  是两检测框最小外接框的对角线距离, 如图 4 所示。

利用  $DIoU$  的损失函数可对两框之间的重叠程度与距离因素同时进行较好地度量。本文进一步完善  $DIoU$  损失函数对点云簇包围盒之间的关联性检测, 改进后的  $DIoU$  损失函数如下:

$$ldiou = \begin{cases} IoU - DIoU, & (A \cap B) \neq \emptyset \\ 0.99, & (A \subset B \text{ 或 } B \subset A) \end{cases} \quad (2)$$

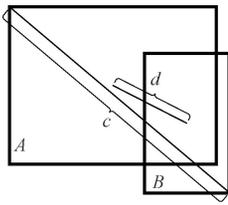


图 4 DIoU 示意图

Fig. 4 Schematic diagram of DIoU

其中,  $ldiou$  的值域为  $(-1, 1)$ 。与原损失函数相比,  $ldiou$  函数将两检测框存在包含关系的情况独立判断, 提高其函数值大小以便于关联性判定。

在利用该函数检测两包围盒的关联性时可设置一个相关性阈值: 若  $ldiou$  大于设定阈值, 则两包围盒之间具有关联性, 再对包围盒中点云簇进行聚类。实际上, 点云簇包围盒之间的关系可能是任意的, 若单纯采用两组对方式对所有包围盒进行关联性检测, 则可能检测效率很低、分类结果较差。

图作为一种相对于线性结构和树结构更为复杂的数据结构, 可用来表征图中元素的任意关系。图由顶点和边构成, 顶点表示数据, 边表示数据之间的关系。故本文首先对叶子节点中各点云簇包围盒建立无向图, 通过无向图表征包围盒之间的关系, 并聚类包围盒内的点云簇, 该过程如图 5 所示。

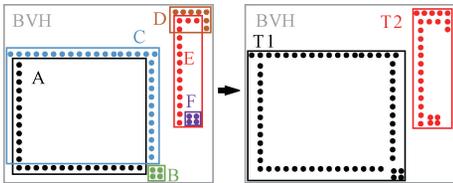


图 5 点云簇融合过程

Fig. 5 Point cloud cluster fusion process

A~F 为空间层次树叶子节点中点云簇的包围盒, A 与 C 有相交关系, 且重叠度较大; B 与 A、C 无相交关系, 但距离相近; D 与 E 具有相交关系, 且有一定重叠度; 而 F 包含于 E。采用  $ldiou$  函数对集合中的包围盒进行两两检测, 检测结果显示: A 与 B 关联, C 与 A、B 关联, 故 A~C 相互关联; D 与 E 关联, E 与 F 关联。以 A~F 作为元素构建无向图, 如图 6 所示。

A~F 作为无向图的顶点, 在具有关联性的顶点之间构造边, 再创建邻接矩阵对顶点之间的关系进行编码。编码后的邻接矩阵如图 7 所示。

邻接矩阵为对称矩阵, 1 表示两顶点之间存在关联性, 0 表示两顶点之间无关联性。此时 A~C 和 D~F 作为 A~F 的子图, 通过深度遍历邻接矩阵提取子图, 最后将 A~C 和 D~F 中的点云簇分别进行聚类。

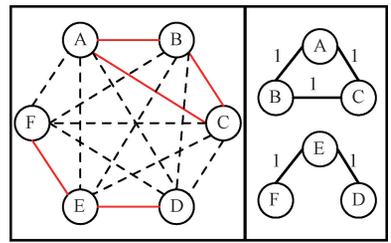


图 6 点云簇包围盒所对应的无向图

Fig. 6 Undirected graphs for bounding boxes of point cloud clusters

	A	B	C	D	E	F
A	0	1	1	0	0	0
B	1	0	1	0	0	0
C	1	1	0	0	0	0
D	0	0	0	0	1	0
E	0	0	0	1	0	1
F	0	0	0	0	1	0

图 7 图 6 对应的邻接矩阵

Fig. 7 Adjacency matrix for Fig. 6

### 3 目标点云卡尔曼滤波跟踪

为了提高运动目标跟踪过程的稳定性, 在点云空间层次化分割聚类的基础上, 本节利用卡尔曼滤波方法跟踪场景中机器人集群的目标点云。在跟踪过程中对目标点云跟踪框建立卡尔曼滤波模型, 并在匹配机器人目标点云时采用深度搜索策略以提高查询效率, 降低计算复杂度。

#### 3.1 卡尔曼滤波跟踪模型

卡尔曼滤波算法通过不断更新目标的状态来跟踪目标或协助跟踪过程, 可有效改善基于外观特征的目标跟踪质量, 降低物体边界跟踪误差, 缩小候选跟踪区域范围<sup>[18]</sup>。由于编队运动中机器人可能发生相互遮挡而导致目标点云局部发生特征丢失, 通过帧间匹配方法对机器人跟踪时较易发生目标误匹配乃至目标丢失。为了解决上述问题, 本文在帧间匹配方法的基础上, 对目标跟踪框建立卡尔曼滤波模型, 将前一帧卡尔曼滤波后的目标最优跟踪框与当前帧信息进行匹配。若匹配成功, 则对当前帧目标跟踪框信息进行最优估计。若匹配失败, 则利用前一帧最优跟踪框信息对当前目标点云位置进行预测, 从而提高跟踪过程中的鲁棒性。目标点云的卡尔曼滤波跟踪过程如图 8 所示。

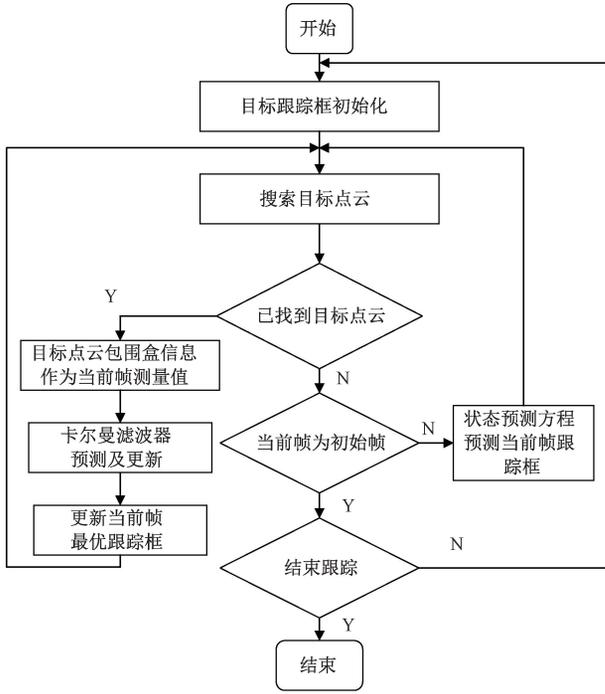


图8 目标点云的卡尔曼滤波跟踪过程

Fig. 8 Kalman filtering tracking process for target point cloud

首先需要通过 UWB 定位系统或者手动设置的方式对需要跟踪的机器人目标进行初定位,获取初始跟踪框信息,随后对机器人目标跟踪框建立卡尔曼滤波模型,设跟踪框系统状态:

$$\hat{\mathbf{X}}_k = [x, y, w, h, dx, dy]^T \quad (3)$$

其中,  $x$  为跟踪框中心点横坐标,  $y$  为跟踪框中心点纵坐标,  $w$  为跟踪框宽度,  $h$  为跟踪框高度,  $dx$  为跟踪框中心点横坐标变化量,  $dy$  为跟踪框中心点纵坐标变化量。

根据前一帧目标跟踪框最优值,在当前帧的空间层次树中对目标点云进行深度优先搜索(该方法在 3.2 节阐述)。若机器人目标点云存在,则提取目标点云包围盒信息作为当前帧的目标跟踪框测量值  $\mathbf{Z}_k$ , 并利用前一帧跟踪框状态信息去预测当前帧跟踪框状态信息,将前一帧跟踪框参数代入状态变量预测方程及误差协方差预测方程,其中状态变量预测方程为:

$$\hat{\mathbf{X}}_k^* = \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}_{k-1}^* \quad (4)$$

误差协方差预测方程为:

$$\mathbf{P}_k^* = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1}^*\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (5)$$

其中,  $\hat{\mathbf{X}}_k^*$  为当前帧状态变量预测值,  $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}^*$  为前一帧状态变量预测值,  $\mathbf{A}$  为状态转移矩阵,  $\mathbf{P}_k^*$  为当前帧误差协方差预测值,  $\mathbf{P}_{k-1}^*$  为前一帧误差协方差矩阵,  $\mathbf{Q}$  为过程噪声矩阵。

随后更新当前帧跟踪框状态信息,使用卡尔曼滤波增益系数作为权重,综合考虑状态变量预测值、观测值与绝对对真实值的接近程度,取状态变量预测值与观测值的加权和作为最终的状态变量更新值<sup>[19]</sup>。

卡尔曼滤波增益系数为:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^* \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_k^* \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (6)$$

状态变量更新:

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_k^* + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{X}}_k^*) \quad (7)$$

误差协方差值更新:

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}) \mathbf{P}_k^* \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{K}_k$  为卡尔曼滤波增益系数,  $\mathbf{R}$  为测量噪声矩阵,  $\hat{\mathbf{X}}_k$  为卡尔曼滤波最优估计值,  $\mathbf{Z}_k$  为目标点云当前帧状态观测向量,  $\mathbf{I}$  为单位矩阵,  $\mathbf{P}_k$  为当前帧误差协方差值,  $\mathbf{H}$  为状态观测矩阵。

通过卡尔曼滤波器预测及更新跟踪框状态信息,最后获得当前帧跟踪框最优估计值  $\hat{\mathbf{X}}_k$ ,  $\hat{\mathbf{X}}_k$  作为下一帧的目标点云搜索初值。若当前帧目标点云搜索失败,则将上一帧目标最优跟踪框信息代入状态预测方程,其结果作为当前帧的目标跟踪框。重复以上流程直至跟踪过程结束。

### 3.2 深度优先目标搜索

由于 3.2 节已通过空间层次树对点云空间进行划分,所以在机器人目标跟踪时可避免采用逐一遍历的暴力匹配方法。取而代之,提出一种面向空间层次树结构的机器人目标点云深度优先搜索策略,从而显著提高算法处理效率,如图 9 所示。

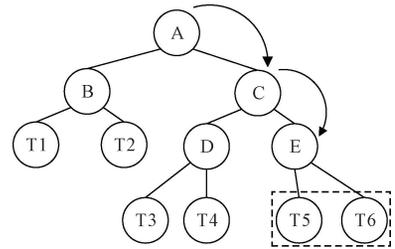


图9 深度优先搜索方法

Fig. 9 Depth-first search method

空间层次树深度优先遍历搜索原理如图 10 所示。该方法基于光线追踪原理<sup>[20]</sup>,空间层次树中的子节点作为父节点的空间子集,若跟踪框与子节点存在交集,则跟踪框与父节点也存在交集。

利用此原理自顶向下对空间层次树进行深度优先遍历搜索,依次对当前层中的节点与目标跟踪框进行相交测试。若两子集存在交集,则继续向下遍历直至叶子节点;若无交集则停止遍历。当遍历至叶子节点时,计算叶子节点中的点云簇包围盒与跟踪框的 IoU 值,若最大 IoU 值大于设定阈值,则将其包围盒内的点云簇作为目标点

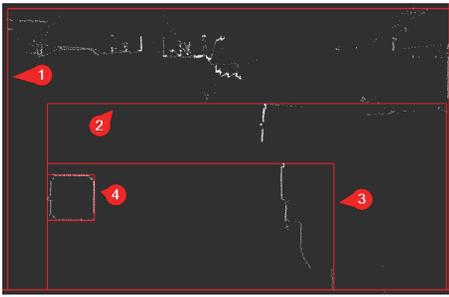


图 10 目标点云的深度优先搜索策略

Fig. 10 Depth-first search strategy for target point cloud

云。在图 10 中,1~4 为空间层次树中的包围盒节点,1 为根节点,4 为叶子节点。在深度优先遍历搜索策略下,搜索空间从根节点至叶子节点逐级向下不断缩小,显著提高了目标点云的搜索效率。

## 4 实验与分析

### 4.1 实验系统

实验系统包括由多台麦克纳姆轮驱动的全向移动机器人组成的机器人编组、由两台地面端对角部署的激光雷达组成的第三视角地面定位系统,如图 11 所示。在全向移动机器人机载端,安装有高精度导航激光雷达,通过扫描地面激光反射柱地标进行机器人定位,其扫描频率为 8 Hz,定位精度达 $\pm 4$  mm,该定位数据作为评估地面定位系统精度的位姿参考值。地面定位系统中激光雷达的测量距离为 30 m,测量角度为 360°,扫描频率为 25 Hz,角度分辨率为 0.1°,距离测量精度为 $\pm 25$  mm。



图 11 实验系统

Fig. 11 Experimental system

在软件方面,机器人编组的运行路径可由地面端调度工控机(上位机)内的机器人集群控制软件规划,机器人编组根据上位机软件规划的运行路径在实验环境中实现编队运动。在地面端定位工控机(处理器为 i5-10210U)内,安装有计算机操作系统 Ubuntu18.04 与机器人操作系统(robot operating system, ROS) Melodic,本文所

提的基于多视角雷达点云层次分割聚类的多目标跟踪与定位方法,采用 C++ 语言在 ROS 系统中编写,并通过 ROS 的 RVIZ 工具进行数据可视化。

多目标跟踪与定位软件的内部节点如图 12 所示。该跟踪定位软件包含 1 个雷达融合处理节点、多个雷达数据采集节点及多个机器人定位节点。多个软件节点之间采用发布-订阅话题模式进行数据通信,具体过程如下:首先通过雷达数据采集节点发布每个激光雷达的消息话题。其次,雷达融合处理节点订阅每个激光雷达的消息话题,经过时空同步处理后,对多源激光雷达的点云数据进行层次聚类、目标跟踪,并发布每个机器人的目标点云话题。最后,每个机器人定位节点订阅目标点云话题,进行模板匹配优化与机器人位姿估计,再输出每个机器人的位姿数据。

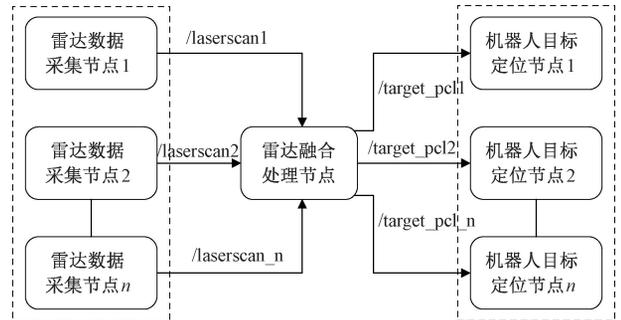


图 12 机器人集群定位系统通信流程

Fig. 12 Communication flow of robot cluster positioning system

### 4.2 实验分析

为了验证本文所提方法的有效性和实时性,设置了多种运行场景进行移动机器人集群跟踪实验,并采用 RVIZ 中的 Visualization\_msgs::Marker 函数对实验数据进行可视化显示。测试数据为实验场景中两地面端激光雷达经过时空同步处理后的点云数据,每帧点云包含 7 200 个数据点。先采用层次聚类方法对机器人目标点云进行分割聚类实验,再采用深度优先搜索的滤波方法对机器人目标点云进行目标跟踪实验。

#### 1) 分割聚类实验

场景 1,单机静止场景。单台机器人静止于实验场景中,层次聚类结果如图 13 所示。图 13(a)为单台机器人的激光雷达点云经过动态阈值分割后的结果。每个分割后的点云簇采用的 AABB 添加矩形包围盒表示,包围盒的序号为 1~4。每个包围盒内的点云簇反映了机器人的外形轮廓点云特征。

在图 13(a)中,包围盒序号为 1~4。各包围盒内的点云簇表示了移动机器人外形轮廓的点云特征。由于地面端激光雷达的观测位置与视角不同,2 号包围盒内点云簇疏密不均,利用本文所提的动态阈值分割方法依然

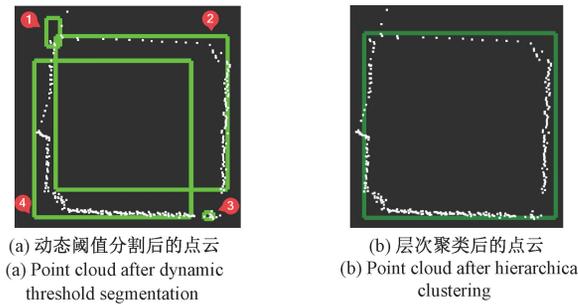


图 13 单机目标点云层次聚类实验

Fig. 13 Hierarchical clustering experiment for single-robot point cloud

能对其聚类。图 13(b) 为对左图中各包围盒内点云簇进行层次聚类后的结果。由于激光雷达成像过程复杂, 实验中测量的移动机器人轮廓点云与理论几何外形有所差异, 例如, 轮廓点云在 1 号包围盒位置略有畸变, 在 3 号包围盒位置出现断裂和丢失。在上述测量误差的干扰下, 本文所提的层次聚类方法仍能识别 1~4 号包围盒之间具有关联性, 包围盒内的点云簇被融合为一个整体的 AABB 包围盒, 最终融合后的点云轮廓可较为完整地反映移动机器人的几何外形。

场景 2, 双机运行场景。两台机器人接近对准后形成编组而协同运行, 此时机器人间距约为 28 cm, 层次聚类结果如图 14 所示。图 14(a) 为两台机器人的激光雷达点云经过动态阈值分割后的结果, 图 14(b) 为对图 14(a) 中各包围盒内点云簇进行层次聚类后的结果。

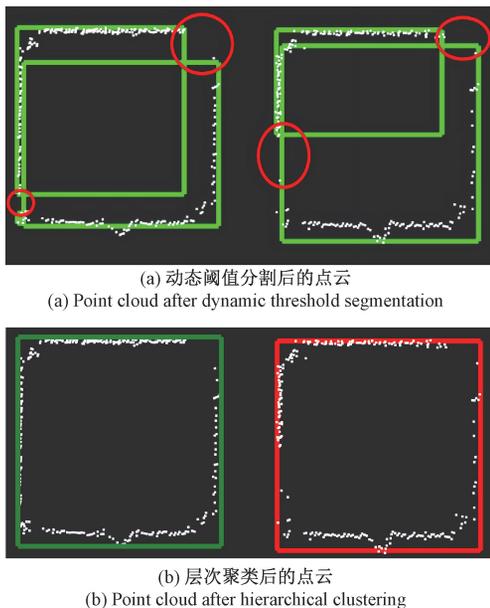


图 14 双机目标点云层次聚类实验

Fig. 14 Hierarchical clustering experiment for dual-robot point cloud

相对于单机点云层次聚类实验, 在编组协同运行场景下, 两台机器人由于相距较近且存在一定遮挡关系, 每台机器人的轮廓点云都存在某些缺失, 部分被分割后的点云簇较为分散, 如图 14(a) 中椭圆位置所示。在上述因相互遮挡而导致的点云分割误差情况下, 本文层次聚类方法仍能提取较为完整的机器人轮廓点云, 显示出较强的容错能力。为了展现本文层次聚类方法的先进性, 对双机运行场景, 分别采用 DBSCAN 方法和欧氏聚类分割法进行移动机器人的点云分割聚类, 实验结果如图 15 所示。

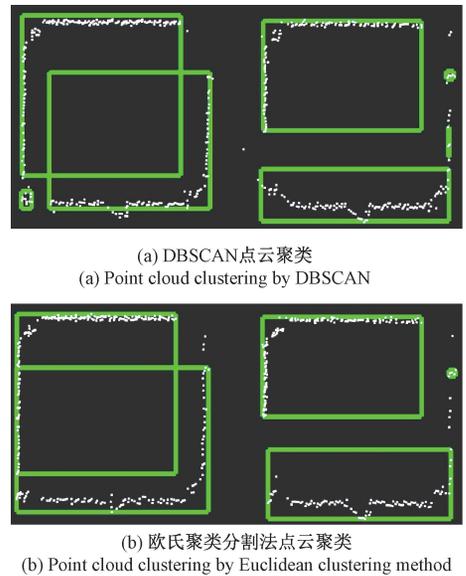


图 15 点云聚类对比实验

Fig. 15 Comparative experiment of point cloud clustering

本质上, DBSCAN 方法和欧氏聚类分割法都属于单一阈值分割的点云聚类方法, 其基本原理是通过计算两点距离是否小于设定阈值, 若两点距离小于设定阈值则将其归为一类。而在双机运行场景下, 两台机器人由于相互遮挡而导致雷达所测量的点云数据出现离散或缺失等情况, 无论阈值如何选取都难以同时避免过分割与欠分割的情况。常规的单一阈值聚类方法无法将离散或缺失的激光点云聚类形成相对完整的移动机器人外形轮廓。

进一步, 针对上述两种场景, 采集 200 帧激光点云的原始数据, 分析对比不同方法进行机器人目标点云有效分割的准确率, 如表 1 所示。在单机静止场景下, 本文方法的目标点云分割准确率达 98.45%, 而两种传统方法的分割准确率明显偏低, 误分割率高。在双机运行场景下, 本文方法的分割准确率仍能达到 84.74%, 可为后续目标点云跟踪提供有效点云特征, 而两种传统方法则根本无法对目标点云进行有效聚类。

表 1 目标点云分割的有效性对比

Table 1 Effectiveness comparison of target point cloud segmentation %

方法对比	分割效果		
	分割准确率	过分割率	欠分割率
单机(本文方法)	98.45	-	1.55
单机(DBSCAN)	45.46	-	54.55
单机(欧氏聚类法)	3.64	-	96.36
双机(本文方法)	84.74	3.39	11.86
双机(DBSCAN)	-	-	100
双机(欧氏聚类法)	-	-	100

除了目标点云分割有效性的差异,不同点云聚类方法在计算复杂度与处理效率方面也有较大差距,如表 2 所示。本文方法具有较小的计算复杂度;通过设置动态阈值能够自适应分割点云,构建空间层次树能显著提高目标点云的聚类处理效率。相对于传统欧氏聚类分割方法以单个点为节点构建搜索树,本文方法以点云簇为节点构建层次树,进一步提高了层次树构建与节点搜索的效率,从而降低了算法平均耗时,仅为 4.63 ms,仅相当于 DBSCAN 方法的 0.38%,或为欧氏聚类分割法的 31.8%,更加适用于机器人实时处理系统。

表 2 点云聚类方法效率对比

Table 2 Efficiency comparison of point cloud clustering methods

方法类别	算法计算复杂度	阈值类型	算法处理效率
本文方法	$O(n \log n)$	动态阈值	4.63 ms
欧氏聚类分割	$O(n \log n)$	固定阈值	14.57 ms
DBSCAN	$O(n^2)$	固定阈值	12.13 s

2) 目标跟踪实验

通过机器人集群控制软件对移动机器人及其编组的运行路径进行设计规划,分别进行单机独立运行与双机编组运行的目标跟踪实验,跟踪获得的机器人外形轮廓如图 16 所示。其中,矩形框为机器人目标跟踪框,线条为所跟踪的机器人运动轨迹。

由于移动机器人的定位测量与运动控制过程都不可避免地存在误差,其实际运动轨迹与预先规划轨迹也存在差异。因此,采用机载高精度导航激光雷达的定位测量数据作为机器人参考轨迹,对比本文的卡尔曼滤波跟踪方法与常用的帧间匹配跟踪方法在目标点云跟踪过程中的精确性与鲁棒性。分别提取两种方法获得的跟踪框几何中心坐标作为机器人跟踪定位结果,并计算相对于机器人参考轨迹的位置偏差,详细实验结果如下:

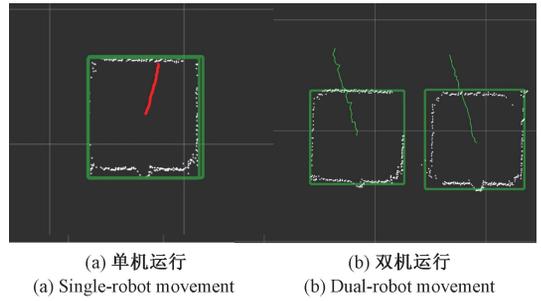


图 16 移动机器人跟踪实验图

Fig. 16 Experimental graph of mobile robot tracking

(1) 单机跟踪实验

单机跟踪实验的机器人定位数据如图 17 所示。其中,星号表示机器人的参考位置数据,正方形表示卡尔曼滤波跟踪方法估计的机器人位置,圆圈表示帧间匹配跟踪方法估计的机器人位置。在图 17 中,移动机器人进行正弦曲线的轨迹跟踪运动,起点位置在点(4.7, 1.6),终点位置在点(0.7, 1.5)。当移动机器人运行到点(4, 1.24)附近时,由于目标点云聚类方法出现欠分割,常用的帧间匹配跟踪方法无法对前后两帧目标点云数据进行帧间匹配,导致机器人目标跟踪丢失。然而,本文的卡尔曼滤波跟踪方法可对机器人当前位置进行最优估计,即使出现目标点云误分割导致的帧间匹配失败,也能保持对机器人实际位置的有效跟踪,避免了机器人目标丢失的问题。如图 17(b) 所示,当机器人运动到图 17 中的波峰位置时,卡尔曼滤波跟踪框的几何中心位置与参考位置数据的偏差最大,但也仅为 3 cm 左右。

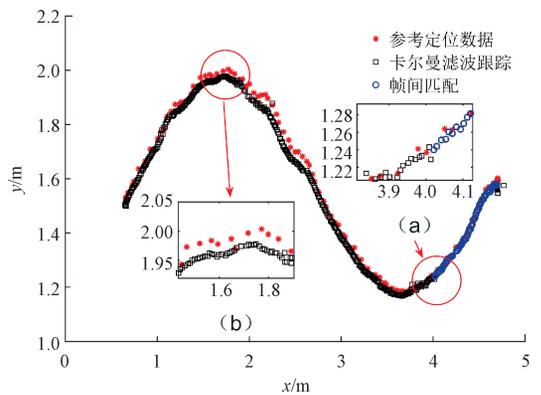


图 17 单机跟踪性能对比

Fig. 17 Performance comparison of single robot tracking

(2) 双机跟踪实验

双机跟踪实验的机器人定位数据如图 18 所示。其中,叉号表示领航机器人(主机)的参考位置数据,

正方形表示卡尔曼滤波跟踪方法估计的领航机器人位置,圆圈表示帧间匹配跟踪方法估计的领航机器人位置。星号表示跟随机器人(从机)的参考位置数据,五角星表示卡尔曼滤波跟踪方法估计的跟随机器人位置,菱形表示帧间匹配跟踪方法估计的跟随机器人位置。

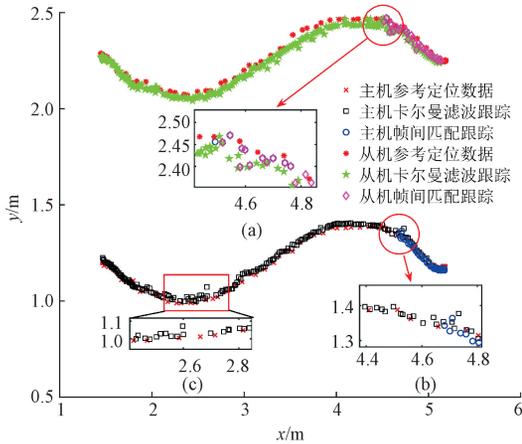


图 18 双机跟踪性能对比

Fig. 18 Performance comparison of dual-robot tracking

在图 18 中,移动机器人编组进行正弦曲线的协同轨迹跟踪运动,领航机器人的起点位置在点(5.1, 2.2),终点位置在点(1.5, 2.3);跟随机器人的起点位置在点(5.2, 1.2),终点位置在点(1.5, 1.3)。如图 18(b)所示,当领航机器人运行到点(4.7, 1.3)附近时,由于两台机器人在地面激光雷达定位系统的观测视角中相互遮挡,领航机器人的目标点云特征缺失。在图 18(a)所示区域,即  $4.5 < x < 4.7$  且  $2.4 < y < 2.45$  的范围内,帧间匹配跟踪方法出现误识别,错误地将跟随机器人的目标点云识别为领航机器人,圆圈与菱形发生重合。由于帧间匹配跟踪的误识别,主机和从机混淆成一个目标,随后在点(4.51, 2.45)处,这个混淆目标由于点云特征缺失而再次匹配失败,最终导致主机、从机两个目标的丢失。反观卡尔曼滤波跟踪方法,在双机编组协同运行过程中,对两台机器人始终保持准确稳定的位置跟踪,并未出现点云误匹配、目标误识别甚至目标丢失的情况,显示了该方法良好的跟踪稳定性。

为了进一步评价本文卡尔曼滤波跟踪方法的跟踪精度,将其估计的机器人位置数据与参考位置数据进行对比,并计算该方法的跟踪误差,如图 19 所示。在双机跟踪实验中,卡尔曼滤波跟踪框的几何中心位置与参考位置数据的最大偏差不得超过 5 cm,该结果可为以后的机器人位姿优化奠定良好的基础。

在卡尔曼滤波跟踪过程中,为了进一步验证深度优先搜索策略的效率,以遍历查找法为对比方法,进行目标

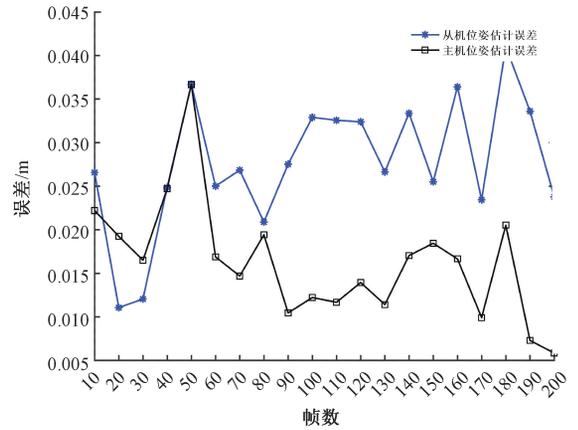


图 19 双机编组跟踪误差

Fig. 19 Tracking error of dual-robot group

点云搜索效率的对比分析,如表 3 所示。该表格包含了两个机器人目标的总包围盒搜索数量、SAH-BVH 包围盒数量、点云簇包围盒数量、包围盒总数量等数据。与遍历查找法相比,深度搜索法的时间复杂度低,总包围盒搜索数量减少了 80.24%,显著提升了目标点云的搜索效率。

表 3 目标点云搜索效率对比

Table 3 Efficiency comparison of target point cloud search

方法类别	深度搜索法	遍历查找法
总包围盒搜索数	25.8	130.6
SAH-BVH 包围盒数量		72.6
点云簇包围盒数量		74.3
包围盒总数		146.9
方法时间复杂度	$O(\log n)$	$O(n)$

## 5 结 论

移动机器人集群不仅显著提高了机器人单体的协作配合能力,也给移动机器人定位带来了新的挑战。地面端部署的多视角激光雷达定位系统虽然能减小传感器的需求数量,但存在点云数据量大、特征缺失严重、目标分割困难、跟踪鲁棒性差等问题。为了破解上述难题,提出一种多视角雷达点云层次分割聚类的集群目标跟踪方法。在点云层次聚类阶段,先采用动态阈值分割多源激光雷达点云数据,再基于表面积启发的层次包围盒方法(SAH-BVH)划分子点云簇空间并建立空间层次树,进而融合无向图建模理论与改进距离交并比( $ldiou$ )技术实现同一目标的关联性点云簇聚类。在目标点云跟踪阶段,基于卡尔曼滤波器构建机器人跟踪的预测-更新框架,提

出基于空间层次树的深度优先搜索方法进行目标点云的实时位姿跟踪。移动机器人编组的跟踪实验结果表明,在机器人相互遮挡的复杂运行场景下,本文所提的点云聚类与目标跟踪方法仍具有较高的准确度、实时性和鲁棒性,为解决多视角移动机器人集群定位问题奠定了技术基础。

## 参考文献

- [ 1 ] 王伟嘉,郑雅婷,林国政,等. 集群机器人研究综述[J]. 机器人, 2020, 42(2): 232-256.  
WANG W J, ZHENG Y T, LIN G ZH, et al. Review of swarm Robot Research [ J ]. Robot, 2020, 42 ( 2 ): 232-256.
- [ 2 ] 丁汉. 机器人化智能制造[J]. 中国自动化学会通讯, 2022, 43(12): 16-24.  
DING H. Robotized intelligent manufacturing [ J ]. Communication of Chinese Association of Automation, 2022, 43(12): 16-24.
- [ 3 ] 陶波,赵兴炜,丁汉. 大型复杂构件机器人移动加工技术研究[J]. 中国科学:技术科学, 2018, 48(12): 48-58.  
TAO B, ZHAO X W, DING H. Research on mobile processing technology of large complex component robot[J]. Science China: Technology Science, 2018, 48(12): 48-58.
- [ 4 ] WU X, ZHANG Y, ZOU T, et al. Coordinated path tracking of two vision-guided tractors for heavy-duty robotic vehicles [ J ]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2018, 53: 93-107.
- [ 5 ] WANG X, SUN S, LI T, et al. Fault tolerant multi-robot cooperative localization based on covariance union [ J ]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021 ( 10 ), 6(4): 7799-7806.
- [ 6 ] 杨傲雷,金宏宙,陈灵,等. 融合深度学习与粒子滤波的移动机器人重定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7): 226-233.  
YANG AO L, JIN H ZH, CHEN L, et al. Mobile robot relocation method based on deep learning and particle filter [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(7): 226-233.
- [ 7 ] 张建鹏,楼佩煌,钱晓明,等. 多窗口实时测距的视觉导引 AGV 精确定位技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(6): 1356-1363.  
ZHANG J P, LOU P H, QIAN X M, et al. Research on precise positioning technology of vision guided AGV with multi-window real-time ranging [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(6): 1356-1363.
- [ 8 ] LI Y, MA D, AN Z, et al. V2X-Sim: Multi-agent collaborative perception dataset and benchmark for autonomous driving [ J ]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(4): 10914-10921.
- [ 9 ] 刘天慧. 实时碰撞检测算法技术 [ M ]. 北京: 清华大学出版社, 2010.  
LIU T H. Real-time collision detection algorithm technology [ M ]. Beijing: Tsinghua University Press, 2010.
- [ 10 ] ZHENG Z H, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression [ C ]. 34<sup>th</sup> AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 12993-13000.
- [ 11 ] MACDONALD J D, BOOTH K S. Heuristics for ray tracing using space subdivision [ J ]. Visual Computer, 1990, 6(3): 153-166.
- [ 12 ] 牛国臣,田一博,熊渝. 融合毫米波与激光雷达的障碍物检测与跟踪方法 [ J/OL ]. 北京航空航天大学学报: 1-16 [ 2023-06-26 ].  
NIU G CH, TIAN Y B, XIONG Y. Obstacle detection and tracking method based on millimeter wave and lidar [ J/OL ]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics: 1-16 [ 2023-06-26 ].
- [ 13 ] WU T, HU J, YE L, et al. A pedestrian detection algorithm based on score fusion for multi-LiDAR systems [ J ]. Sensors, 2021, 21(4): 1159.
- [ 14 ] ESTER M, KRIEGEL H P, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise [ C ]. Knowledge Discovery and Data Mining Conference, 1996, 96(34): 226-231.
- [ 15 ] GUO Y, WANG H, HU Q, et al. Deep learning for 3d point clouds: A survey [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 43(12): 4338-4364.
- [ 16 ] IEEE Standards Association. Standard for a precision clock synchronization protocol for networked measurement

and control systems[J]. IEEE 1588, 2002.

- [17] 胡子寒,武星,李兴达,等. 移动目标集群多感知融合定位系统的坐标标定[J]. 工业控制计算机, 2023, 36(6):91-93.  
HU Z H, WU X, LI X D, et al. Coordinate calibration of multi-sensing fusion Positioning system for moving target cluster[J]. Industrial Control Computer, 2023, 36(6): 91-93.
- [18] 周云,胡锦涛,赵瑜,等. 基于卡尔曼滤波改进压缩感知算法的车辆目标跟踪[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2023, 50(1):11-21.  
ZHOU Y, HU J N, ZHAO Y, et al. Vehicle target tracking based on Kalman filter improved compressive sensing algorithm [J]. Journal of Hunan University (Natural Science Edition), 2023, 50(1): 11-21.
- [19] 敬喜. 卡尔曼滤波器及其应用基础[M]. 北京:国防工业出版社, 1973.  
JING X. Kalman filter and its application basis [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1973.
- [20] SUFFERN K. Ray tracing from the ground up[M]. CRC Press, 2016.

## 作者简介



**武星** (通信作者), 2004 年和 2010 年于南京航空航天大学分别获得学士学位和博士学位, 现为南京航空航天大学研究员, 主要研究方向为移动机器人定位导航控制。

E-mail: wustar5353@nuaa.edu.cn

**Wu Xing** (Corresponding author) received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics (NUAA) in 2004 and 2010, respectively. He is currently a professor at NUAA. His main research interests include localization, navigation and control of mobile robots.



**汤凯**, 2020 年于南京航空航天大学获得学士学位, 现为南京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为环境感知与机器人定位。

E-mail: tangkainuaa@163.com

**Tang Kai** received his B. Sc. degree from NUAA in 2020. He is currently a master student at NUAA. His main research interest includes environmental perception for robot localization.