

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311739

# 基于可视点法剔除动态目标的激光-惯导 SLAM\*

陈耀华,何丽,王宏伟,冉腾,刘哲凝

(新疆大学智能制造现代产业学院 乌鲁木齐 830047)

**摘要:**针对传统激光同时定位与建图在动态环境中位姿估计累计误差大、地图中存在动态目标错误点云的问题,本文提出了一种基于可视点法实时剔除动态目标的激光-惯导 SLAM 方法(DM-LIO)。该方法使用 IMU 测量值为基于可视点法的动态目标剔除模块提供先验位姿,并引入基于弯曲体素空间的点云聚类方法,以解决在低分辨率可视点法下动态点不能被完全捕捉的问题,从而实现了在算法前端剔除激光点云中的动态目标。本文通过自主搭建室内真机实验平台和使用公开数据集两种方式对算法性能进行评估。真机实验结果表明本文提出的 DM-LIO 能够对多个动态目标以及非先验动态目标进行实时剔除;在公开数据集 Urbanloco 上的测试结果表明,在高动态的环境下 DM-LIO 的绝对轨迹误差相较于 LIO-SAM 减少了 60% 以上,验证了该算法在高动态环境中具有良好的定位精度。

**关键词:**同时定位与建图;动态环境;可视点法;激光惯性里程计;多传感器融合

**中图分类号:** TP242.6 TH74 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

## LiDAR-inertial SLAM based on visible point method to remove dynamic objects

Chen Yaohua, He Li, Wang Hongwei, Ran Teng, Liu Zhening

(College of Intelligent Manufacturing and Modern Industry, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

**Abstract:** To address the problems of conventional LiDAR simultaneous localization and mapping (SLAM) in dynamic environments with large cumulative errors in pose estimation and dynamic object error point clouds in the map, this paper presents a tightly coupled LiDAR-inertial SLAM (DM-LIO) method for real-time removal of dynamic objects based on the visible point method. This method by utilizes the IMU measurements to provide a priori poses for the dynamic object removal module based on the visible point method, and also introduces a point cloud clustering method based on curved voxel space to solve the problem that dynamic points of viewable point method cannot be fully captured at low resolutions, which enables the rejection of dynamic objects in laser point clouds at the front end of algorithm. The performance of algorithm is evaluated by both building a real indoor experimental platform and using a public dataset. The results of real-world experiments show that the proposed DM-LIO method is able to remove multiple dynamic objects as well as non-a priori dynamic objects online; the test results based on the public dataset of Urbanloco show that the absolute trajectory error of DM-LIO is reduced by more than 60% compared to LIO-SAM in highly dynamic environments, which verifies that the algorithm possesses good positioning accuracy in a highly dynamic environment.

**Keywords:** SLAM; dynamic environment; visible point method; LiDAR-inertial odometry; multi-sensor fusion

## 0 引言

精确且鲁棒的自身位姿估计和高精度地图是机器人在复杂环境中实现导航的一项基本要求<sup>[1]</sup>。即时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)指

机器人在未知环境中进行移动,并在移动过程中通过传感器获取周围环境信息,利用获取的信息进行自身定位并在此基础上进行增量式地图构建的过程<sup>[2]</sup>。

得益于激光雷达精度的不断提升和设备成本的下降,基于激光雷达的 SLAM 技术也成为了研究热点。LOAM<sup>[3]</sup>提出了一种基于边缘和平面的特征提取策略,

收稿日期:2023-07-30 Received Date: 2023-07-30

\* 基金项目:国家自然科学基金(62063033)、新疆维吾尔自治区重点研发计划项目(2022B01050-2)资助

利用特征点到线、面的距离来构建优化残差。基于特征点提取的雷达位姿解算已经得到了广泛使用。LIO-SAM 算法<sup>[4]</sup>在 LOAM 的基础上引入了紧耦合的激光惯性里程计和图优化策略,在前端使用惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)获得自身运动估计来对激光扫描帧进行畸变矫正的同时在图优化环节加入 IMU 预积分<sup>[5]</sup>因子,进一步提高了自身定位的精度。

当前主流的 SLAM<sup>[6-8]</sup>和点云配准<sup>[9-11]</sup>方法都是基于静态或者低动态的环境假设,即背景中没有动态目标或者运动目标只占总体环境的极小部分。但在机器人实际建图、导航环境中会存在大量的移动物体,例如行人、车辆等。在前端配准层面,激光 SLAM 在动态环境下进行特征提取的过程中,大部分的特征点会落在动态目标而非静态物体上,造成在位姿解算过程中引入错误的匹配,影响定位精度<sup>[12]</sup>。在建图层面,如果不剔除动态目标的点云信息,将会在点云地图中引入大量的错误点云信息。这些错误的点云代表了动态目标的运动轨迹,这会对后期基于地图的定位、路径规划产生不可避免的不利影响<sup>[13-14]</sup>。为了减小动态目标对定位、建图的影响,现在常用的方法有两种:在前端配准层面过滤动态目标、在建图层面过滤动态目标。

为了在前端配准完成动态目标点云的剔除,文献<sup>[15]</sup>基于深度学习的方法,利用 3D-MinNet 网络进行实时的动态物检测,将经过剔除动态目标的激光点云给到 LOAM 中进行常规的激光 SLAM。文献<sup>[16]</sup>基于 RangNet++<sup>[17]</sup>实现激光点云语义分割,并提出使用语义分割的标签处理动态目标,即比较新观测位置和地图中已经存在的语义一致性,当标签不一致时,则认为当前标签的物体为动态目标。基于网络的动态目标检测的精确程度依赖于训练样本的大小,而且对训练样本中不包含的非先验动态目标难以进行识别检测。

MULLS 方法<sup>[18]</sup>提取激光点云中各种类型的特征点,并将特征点应用于基于地图的动态删除以减小动态特征点的影响。该算法通过不同点云类型对应不同权重,形成了一个有效的多重残差尺度优化,以提高了在动态环境中位姿估计的精确度。

从建图层面剔除动态目标的方法有可视点法和体素法。其中可视点法的原理是当狭窄的视场内有较近的点时,较远的点将被遮挡。相反,如果观察到地图的远点,那么查询扫描中对应的近点一定是移动的<sup>[19]</sup>。文献<sup>[20]</sup>通过其他常规的激光 SLAM,获得构成三维点云地图的激光扫描帧和其对应的位姿信息。将若干相邻的扫描帧拼成一个局部地图,再将局部地图投影到其中任意一个扫描帧中,利用可视点法进行动态目标识别和剔除。该方法先暴力删除动态点,然后从已经删除的动态点中逐步恢复被误删的静态点,从而获得一张离线的静态地图。

文献<sup>[21]</sup>使用体素法剔除地图中的动态点云,即同样先利用常规激光 SLAM 获得包含动态物的点云先验地图,通过将每一帧和其相对应的局部地图以相同的方法划分成栅格,计算每一个栅格的描述子,如果扫描帧和局部地图的描述子比值小于阈值则认定该栅格为动态区域,剔除动态区域后则可以获得预期的三维点云地图。

可视点法和体素法的优点是不需要预训练模型,但是都需要对点云进行坐标的转换,因此对精确位姿的依赖程度较高,同时为了减少点云的误匹配,对激光点云进行点云畸变矫正是必不可少的。无论可视点法还是体素法都需要对点云进行一个遍历操作,需要大量的计算资源,在实时性上很难保证,因此大多数学者都选择离线进行。综上基于可视点法和体素法的算法主要为获得一张静态点云地图,并不能提高自身定位精度。

为提高激光 SLAM 在动态的环境下的定位精度和建图质量,本文提出了一种基于可视点法实时剔除动态目标的激光-惯导 SLAM 方法(LiDAR-inertial SLAM based on visible point method to remove dynamic objects, DM-LIO)。通过 IMU 获取当前状态的先验位姿,利用先验位姿将局部地图转换到当前视角,计算当前帧和局部地图的深度图可见度来捕捉动态目标。同时引入点云聚类的方法,寻找包含动态点的聚类点云,以此实现在特征提取前删除动态点云,提高动态环境下定位精度和建图质量。实验表明本文方法能够在前端有效剔除动态目标,在高动态的环境下自身估计位姿的精度有显著提升,并且获得了一张静态三维点云地图,为后续基于地图的导航提供了地图基础。

## 1 本文方法

### 1.1 算法整体框架

本文提出的基于可视点法实时剔除动态目标的激光-惯导 SLAM 算法框架如图 1 所示。整体框架主要由信息预处理模块、动态目标剔除模块和后端建图与优化模块组成。

信息预处理模块主要对 IMU 信息进行积分,为后端的因子图优化提供 IMU 预积分约束,并且以上一帧雷达最优位姿为初始值发布高频的 IMU 预测里程计。激光点云预处理通过 IMU 预测里程计和各轴角速度的积分对激光点云进行畸变矫正。

动态目标剔除模块通过构建当前激光帧附近的局部地图,并以 IMU 预测里程计中获得的先验位姿来计算变换矩阵,以此获得当前帧的视角下的局部地图。由此便获得了在同一视角下的扫描帧和与之对应的局部地图。利用可视点法计算扫描帧和局部地图的深度图可见度,从而实现动态目标的捕捉。通过引入点云聚类将捕捉的

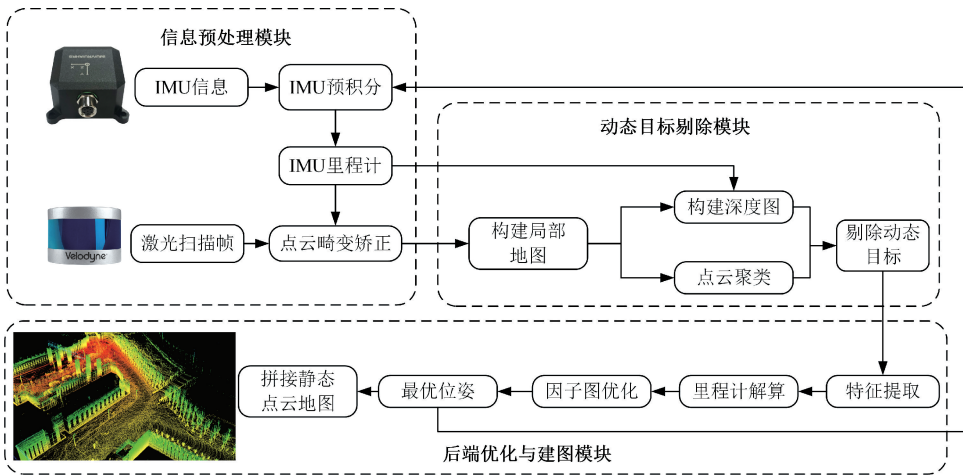


图1 DM-LIO 算法整体框架

Fig. 1 Overall framework of DM-LIO

动态点云与聚类点云进行交叉对比,剔除包含动态点云的聚类点云。为提高算法的实时性,当上一关键帧与当前帧的IMU先验位姿增量大于设定阈值时候,才对当前激光雷达帧进行动态目标剔除。

后端优化与建图模块通过获取的静态扫描帧和相应局部地图进行激光里程计算解算,并通过GTSAM<sup>[22]</sup>实现对后端的因子图优化,以优化后的最佳位姿对点云地图进行拼接。

### 1.2 IMU 高频里程计与预积分

IMU用于测量物体的各轴角速度以及加速度,其具体的测量模型可以表示为:

$$\begin{aligned}\hat{\boldsymbol{\omega}}_t &= \boldsymbol{\omega}_t + \mathbf{b}_t^{\omega} + \mathbf{n}_t^{\omega} \\ \hat{\mathbf{a}}_t &= \mathbf{R}_t(\mathbf{a}_t - \mathbf{g}) + \mathbf{b}_t^{\alpha} + \mathbf{n}_t^{\alpha}\end{aligned}\quad (1)$$

其中,  $\hat{\boldsymbol{\omega}}_t$  和  $\hat{\mathbf{a}}_t$  为IMU在自身坐标系下  $t$  时刻的原始测量值,受各自零偏  $\mathbf{b}_t$  和高斯噪声  $\mathbf{n}_t$  的影响;  $\mathbf{R}_t$  为是世界坐标系到IMU自身坐标系的转换矩阵;  $\mathbf{g}$  为重力加速度。

对IMU数据进行处理可以获得当前的运动状态,包括在  $t + \Delta t$  时刻的速度、位置和绕各轴的旋转量。

$$\mathbf{v}_{t+\Delta t} = \mathbf{v}_t + \mathbf{g}\Delta t + \mathbf{R}_t(\hat{\mathbf{a}}_t - \mathbf{b}_t^{\alpha} - \mathbf{n}_t^{\alpha})\Delta t \quad (2)$$

$$\mathbf{p}_{t+\Delta t} = \mathbf{p}_t + \mathbf{v}_t + \frac{1}{2}\mathbf{g}\Delta t^2 + \frac{1}{2}\mathbf{R}_t(\hat{\mathbf{a}}_{t1} - \mathbf{b}_t^{\alpha} - \mathbf{n}_t^{\alpha})\Delta t^2 \quad (3)$$

$$\mathbf{R}_{t+\Delta t} = \mathbf{R}_t^T \exp((\hat{\boldsymbol{\omega}}_t - \mathbf{b}_t^{\omega} - \mathbf{n}_t^{\omega})\Delta t^2) \quad (4)$$

为减小IMU高频里程计的累计误差,其中  $\mathbf{v}_t, \mathbf{p}_t, \mathbf{R}_t$  均为在  $t$  时刻的最优估计位姿。通过式(2)~(4)获得了可以作为先验位姿的IMU预测位姿,为后续基于可视点法剔除动态目标提供了当前状态的位姿先验。

为避免在后端优化过程中因初始位姿的变化影响IMU预测位姿,导致重复积分,本文引入IMU预积分,获

得两个时刻内的机器人的相对自身运动状态。

$$\Delta \mathbf{v}_{ij} = \mathbf{R}_i^T(\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_i - \mathbf{g}\Delta t_{ij}) \quad (5)$$

$$\Delta \mathbf{p}_{ij} = \mathbf{R}_i^T\left(\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i - \mathbf{v}_i\Delta t_{ij} - \frac{1}{2}\mathbf{g}\Delta t_{ij}^2\right) \quad (6)$$

$$\Delta \mathbf{R}_{ij} = \mathbf{R}_i^T \mathbf{R}_j \quad (7)$$

通过上式,本文从IMU原始信息中获取了用于因子图优化的IMU的预积分约束因子。

### 1.3 基于可视点法构建深度图和捕捉动态点

激光雷达提供的传感器数据为3D点云数据,其中每个点代表了相应激光束的测量值,这些测量值通过  $(x, y, z)$  中的坐标值和其他属性描述。

为便于可视点法的计算,需要将3D点云数据转换成深度图。深度图将3D点云的  $P(x, y, z)$  数据形式转换成球坐标  $P(r, \theta, \phi)$  的形式保存,其中  $r$  为扫描点到激光雷达的直线距离,  $\theta$  为仰角,  $\phi$  为方位角。激光点云数据转换成深度图的原理如图2所示。

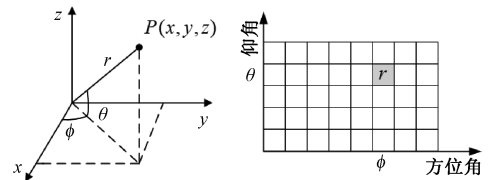


图2 激光点云数据转深度图

Fig. 2 The transformation of laser point cloud data to depth map

定义当前帧为  $F_k$ , 对应的在世界坐标系下的局部地图记为  $M_k^w$ 。为减小局部地图转换成深度图的计算量,局部地图通过查询当前帧预测位姿附近和扫描时间间隔在阈值内的关键帧组成,局部地图具有与完整查询扫描相似的密度,且比完整地图具有更少的点。

记当前帧的IMU预测位姿为 $T_k$ ,利用预测位姿将局部地图投影到当前帧的坐标系下,获得 $M_k^k$ 。将 $F_k$ 和 $M_k^k$ 内所有点都以球坐标表示后,以特定的分辨率(每个像素代表的方位角和仰角的角度)构建深度图。每个像素点 $I_{k,ij}^F$ 的值如下:

$$\begin{cases} I_{k,ij}^F = \min_{p \in F_{k,ij}} r(P) \\ I_{k,ij}^M = \min_{p \in M_{k,ij}^k} r(P) \end{cases} \quad (8)$$

其中, $r(P)$ 为像素点 $I_{k,ij}^F$ 中包含点的距离合集,同时 $i,j$ 的最大值由激光雷达最大的视角角和选定的深度图分辨率确定,分辨率越高,每个像素点内所包含的点就越少。

在获得当前扫描帧和局部地图的深度图后,进行矩阵相减,获得各个像素点的可见度:

$$I_k^{diff} = I_k^F - I_k^M \quad (9)$$

如果 $I_{k,ij}^{diff}$ 的像素值大于自适应阈值 $\tau$ ,则认为点 $P \in F_{k,ij}$ 或 $M_{k,ij}$ 为动态点。动态点云 $M_k^D$ 和 $F_k^D$ 的集合表示为:

$$M_k^D = \{M_k \mid I_k^{diff} > \tau\} \quad (10)$$

$$F_k^D = \{F_k \mid I_k^{diff} < -\tau\} \quad (11)$$

$$\tau = \lambda \times r(P) \quad (12)$$

其中, $\lambda$ 为提前设置的适应系数,能够减少由于错误匹配带来的动态点云误判情况。

$I_k^F, I_k^M$ 和 $I_k^{diff}$ 所表示的深度图如图3所示。图3(d)中框中的点云为动态目标,由此验证了本文通过计算深度图可见度来捕捉动态目标点云方法的可行性。

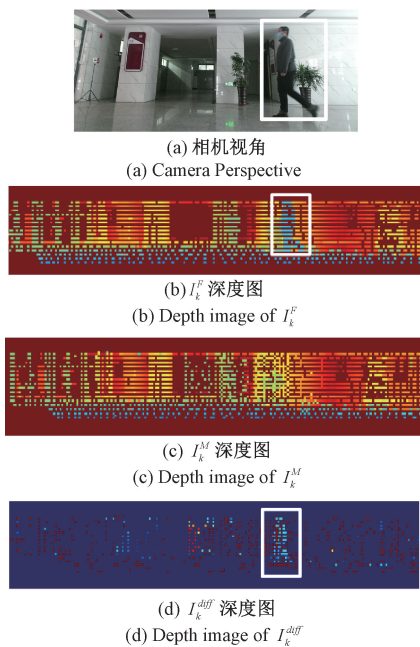


图3 可见性法原理

Fig.3 Principles of the visibility method

在求解当前帧与局部地图的可见性过程中,需要将局部地图转换到当前帧的坐标系下。不论是后端给出的最优位姿还是IMU给出的预测位姿都是当前状态的估计位姿,与真实的位姿存在一定的误差。因此不管是利用哪个位姿进行坐标转换,都会存在误匹配的现象。为减小误匹配对算法的影响,本文采用低分辨率可视点法以降低误匹配的概率。

随着分辨率的降低,单次匹配所能捕捉的动态点数量减少,动态点不能被完全捕捉。因此本文引入点聚类算法,将所有激光点云进行聚类处理,通过查找包含动态点的聚类点云,实现对动态目标点云的完全捕捉。

#### 1.4 激光点云聚类

激光点云聚类就是按照某种特定的标准把激光点云分割成不同的簇,使得同一个簇内的扫描点尽可能相似,异簇的差异尽可能大。

机械激光雷达通过旋转扫描线的方式获得 $360^\circ$ 的扫描视角,因此获得的三维点云具有如下特征:

1) 两个最近的扫描点之间的距离会随着离激光雷达的距离增加而增加。

2) 激光雷达的垂直分辨率和水平分辨率相差大。

基于上述特征,本文使用弯曲体素空间<sup>[23]</sup>对点云区域进行划分。为了提高点云的划分质量和减少点云的处理量,本文对点云进行以下预处理:

1) 剔除过高的点云。在实际应用场景中,过高的物体对建图、导航的影响可以忽略不计。

2) 剔除地面点云,利用随机抽样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法对地面进行平面拟合,剔除符合地面平面模型点云。

将预处理后的三维点云转换成球坐标 $P(r, \theta, \phi)$ ,完成坐标转换后通过球坐标方向上的单位尺寸 $\Delta r, \Delta \theta, \Delta \phi$ 对点云进行弯曲体素空间划分,弯曲体素空间如图4所示。

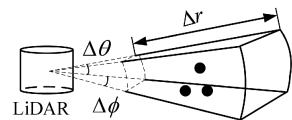


图4 弯曲体素空间

Fig.4 Curved voxel space

弯曲体素中包含的点云属性如下所示:

$$\begin{aligned} CV_{i,j,k} = \{ & P(r, \theta, \phi) \mid i \times \Delta r \leq r < (i+1) \times \Delta r, \\ & j \times \Delta \theta \leq \theta < (j+1) \times \Delta \theta, \\ & k \times \Delta \phi \leq \phi < (k+1) \times \Delta \phi \} \end{aligned} \quad (13)$$

在对整个激光帧进行弯曲体素划分后,通过构建哈希表的形式来储存每个弯曲体素的编号索引和其包含的三维点的索引。最后遍历每个点,以找到包含目标点的

弯曲体素和其周围的共 27 个临近体素中的点,认为这些点是属于同一簇并返回每个点的簇标签。

### 1.5 剔除动态目标

在完成上述工作后,本文算法获得了当前时刻扫描帧和对应局部地图的部分动态点  $F_k^D$ 、 $M_k^D$  以及每个点的聚类标签  $C_k^F$ 、 $C_k^M$ 。为找出包含动态点的聚类点云簇,本算法进行了如下操作:

1) 将  $C_k^F$  和  $C_k^M$  按照点云簇标签进行分类,获得每个簇所包含的点云索引和点云数量,分别记作  $C_i^F$ 、 $C_i^M$  和  $N_i^F$ 、 $N_i^M$ 。

2) 查找捕捉到的动态点  $F_k^D$  和  $M_k^D$  的聚类标签,并记录聚类标签出现的次数,分别记作  $N_i^{F|D}$  和  $N_i^{M|D}$ 。

3) 判断包含动态点云的点云簇是否符合剔除条件。为避免误匹配动态点造成错误删除,对  $N_i^F$ 、 $N_i^M$ 、 $N_i^{F|D}$  和  $N_i^{M|D}$  进行如下判断:

$$N_i^{F|D} \geq \alpha \times N_i^F \quad (14)$$

$$N_i^{M|D} \geq \alpha \times N_i^M \quad (15)$$

其中,  $\alpha$  为人为给出的自适应剔除系数。如果符合判断条件,则认为  $C_i^F$ 、 $C_i^M$  是动态点云簇,可以对其进行剔除。

## 2 实验验证与分析

### 2.1 实验描述

本文实验采用自建数据集验证动态目标的剔除效果,利用城市公开数据集 Urbanloco<sup>[24]</sup> 评估在动态环境中本文算法的自身位姿估计精度。本文实验的运算平台是 CPU:i7-12700H,内存 16 GB 的笔记本电脑,操作系统为 Ubuntu 18.04。

自建数据集采集平台如图 5 所示,该平台以松灵 TRACER 为运动底盘,搭载了十六线激光雷达、工业级 IMU 及相机。针对 IMU 和激光雷达之间的外参关系,本文使用开源工具 lidar\_IMU\_calib<sup>[25]</sup> 进行提前离线标定。

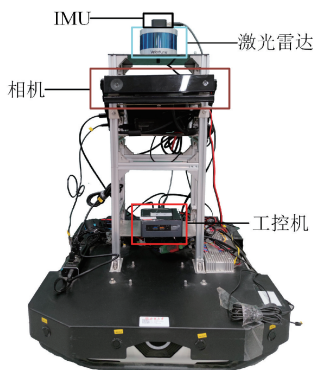


图 5 自建数据集采集平台

Fig. 5 Collection platform for self-built datasets

激光雷达和 IMU 为算法采集需要数据,工控机仅作数据集录制。各传感器设备具体型号和相关参数设置如表 1 所示。

表 1 传感器型号及相关参数设置

Table 1 Sensor models and related parameter settings

设备	具体型号	参数设置
激光雷达	Velodyne-16	垂直视角角 30°
		垂直角分辨率 2°
		水平视角角 360°
		水平角分辨率 0.2°
		采样频率 10 Hz
IMU	超核 CH-110	采样频率 200 Hz
相机	Kinect-V2	图片大小 960×540
		采样频率 30 Hz

### 2.2 自建室内数据集实验验证

本文通过搭建机器人实验平台的方式采集室内环境真实数据,以验证提出的基于可视点法剔除动态目标的可行性。

以实验楼大厅作为实验环境,假定环境中存在两个行人随机走动,以验证本文算法在存在多个动态目标的环境下的动态目标捕捉效果,实验结果如图 6 所示。图 6(a)为相机视角,框中的人表示相机视角下动态目标;图 6(c)为原始的激光点云扫描帧,框中的点云为激光雷达视角下的动态目标;图 6(b)为本文算法提取的动态目标;

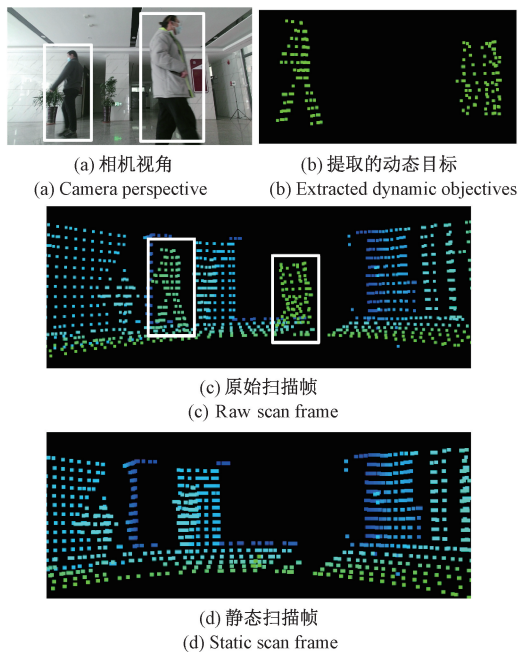


图 6 双人环境实验验证

Fig. 6 Experimental verified in a two-person environment

态目标;图 6(d)为剔除动态目标后的静态激光点云。该实验场景验证了本文算法对多个动态目标仍能保证良好的识别效果。

在实际环境中会存在一些“被移动”的物体,如行人手中的书、包等。这类物体在基于先验信息的检测手段中很难被检测出来,因此被称为非先验动态目标。为了验证本文算法对这类非先验动态目标的识别效果,搭建了以行人手中的行李箱作为非先验动态目标的实验场景,实验效果如图 7 所示。图 7(b)和(d)验证了本文算法能够对非先验的动态目标进行提取并剔除,从而获得静态的激光点云帧。

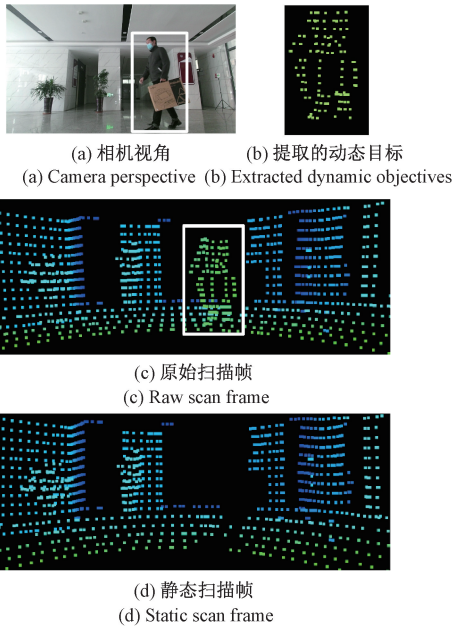


图 7 非先验动态目标实验验证

Fig. 7 Experimental validation of non-prior dynamic objectives

算法在前端获得静态的激光扫描帧后,会将激光点云信息输送到后端进行后端优化和建图,从而获得一张完整的静态点云地图。为验证本文算法前端剔除动态目标后的建图效果,搭建了室内的动态环境进行实验验证。实验场景由大厅和走廊两部分组成,动态目标由多个行人在大厅随机走动、一位行人全程跟随移动机器人组成。

实验结果如图 8 所示,图 8(a)为不剔除动态目标的原始地图,框中的点云为动态行人的错误点云,这些错误点云表现出动态目标的运动轨迹。图 8(b)为本文算法输出的点云地图,从地图中可以明显看出在通过前端处理后,输出的点云地图基本不存在动态目标的错误点云。

为了更准确的评估对动态目标剔除效果,本文以图 8 所示实验环境搭建多次真机实验,并计算 DM-LIO 的动态目标剔除率,结果如表 2 所示。

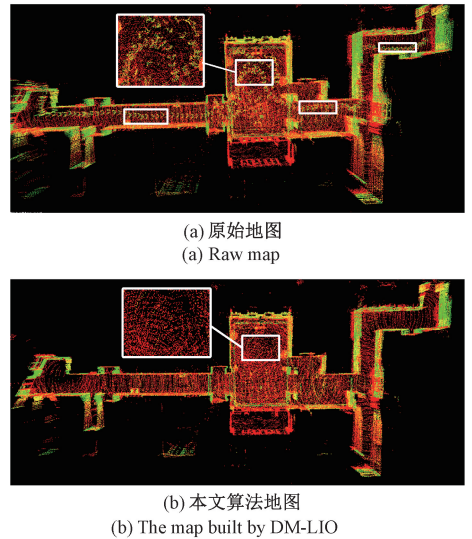


图 8 动态环境建图实验

Fig. 8 Experimentation with dynamic environment mapping

表 2 动态目标剔除率

Table 2 Dynamic objects removal rate

实验序号	原始地图	DM-LIO	剔除率/%
1	237	12	94. 94
2	184	3	98. 40
3	453	17	96. 24
4	221	8	96. 38

从表 2 中可以看出,DM-LIO 的动态目标剔除率达到了 94% 以上。实验过程中存在未被 DM-LIO 剔除的动态目标是由于行人在行走过程中过分贴近墙壁,致使在激光点云聚类过程中行人点云与墙壁点云被聚为一类,从而不满足动态目标的剔除条件。

### 2.3 公开数据集位姿精度评估

为评估算法前端在剔除动态目标点后对估计位姿精度的提升效果,本文使用 Urbanloco 公开数据集进行实验验证,该数据集采集场景为高度城市化环境,其中包含大量的移动对象。

同时为了验证在位姿解算之前剔除动态目标对位姿精度的提升,本文将动态目标剔除环节移动到到位姿解算之后,即使用带动态目标的扫描帧与干净的地图进行扫描匹配,这种方法称为 DM-LIO-BE。实验以绝对轨迹误差 (absolute trajectory error, ATE) 作为评判指标。所有方法绝对轨迹误差如表 3 所示,其中 Max 为最大误差,Mean 为误差均值, RMSE 为均方根误差。

表3 绝对轨迹误差统计表

Table 3 Table of absolute trajectory error m

数据集	指标	LOAM	LIO-SAM	MULLS	DM-LIO-BE	DM-LIO
HK-Mongkok	Max	219.98	9.11	26.34	7.74	<b>7.22</b>
	Mean	78.85	2.16	9.67	1.62	<b>1.31</b>
	RMSE	90.39	2.58	11.83	1.99	<b>1.64</b>
HK-TST	Max	187.15	24.38	17.84	11.60	<b>7.41</b>
	Mean	76.56	13.83	8.08	6.11	<b>4.42</b>
	RMSE	89.04	14.71	8.99	7.19	<b>5.13</b>
HK-Whampoa	Max	304.60	17.29	54.78	5.66	<b>4.80</b>
	Mean	72.20	5.96	22.37	2.59	<b>1.84</b>
	RMSE	101.19	7.78	26.49	3.39	<b>2.42</b>

从表3中数据可以得出,DM-LIO在3个数据集集中的绝对轨迹误差均值相较于LOAM分别下降了98.32%、94.22%、97.45%;相较于LIO-SAM分别下降了39.35%、68.04%、69.12%,由此说明当场景中存在大量的移动目标时,剔除动态目标能够有效提高自身位姿的估计精度。

相较于纯激光的MULLS算法,DM-LIO在3个数据集上的绝对轨迹误差均值分别下降了86.45%、45.29%、91.77%,这是因为DM-LIO在后端利用IMU提供的预积分因子和激光雷达提供的里程计因子完成了因子图优化,获得了更加准确的自身位姿估计。尤其是在大场景的数据集中,DM-LIO比MULLS具有更强的鲁棒性。

同时DM-LIO相较于DM-LIO-BE绝对轨迹误差均值分别下降了19.13%、27.65%、28.95%,由此说明在算法前端利用IMU预计位姿来剔除动态目标再进行位姿解算比先进行位姿解算再剔除地图中的动态目标能获得更加精准的自身位姿估计,突显出本文算法利用IMU预计位姿在前端剔除动态目标的优越性。

#### 2.4 实时性评估

本文在3个数据集上测试了DM-LIO算法的运行效率,以此来评估算法的实时性。算法平均单帧处理时间如表4所示。由于在动态目标剔除模块需要对点云进行多次遍历,因此动态目标剔除环节的耗时大于其他环节。虽然在3个数据集上单帧处理时间最长为107.29ms,但算法只对IMU预计位姿增量大于阈值的激光帧进行处理,故DM-LIO基本满足实时性的要求。

表4 平均运行时间

Table 4 Average running time ms

数据集	预处理	剔除动态目标	后端优化	总耗时
HK-Mongkok	12.23	62.18	16.55	90.96
HK-TST	13.57	75.98	17.74	107.29
HK-Whampoa	13.12	66.89	17.24	97.25

### 3 结论

本文提出了一种基于视点法实时剔除动态目标的激光-惯导SLAM方法,通过IMU为基于视点法捕捉动态目标环节提供当前状态先验位姿;引入激光点云聚类,以解决低分辨率视点法下动态点不能被完全捕捉的问题。通过上述方法在SLAM前端剔除动态目标,以提高位姿解算的精度。通过室内场景下的移动机器人实验验证了本文方法对多个动态目标以及非先验动态目标依然能保持良好的剔除效果;通过公开数据集验证了本文方法利用IMU估计位姿剔除动态目标后提高了自身位姿的估计精度。未来工作中,将引入相机为SLAM提供丰富的视觉信息,以提高SLAM算法在复杂环境下的位姿估计精度及建图效果。

#### 参考文献

- [1] DEBEUNNE C, VIVET D. A review of visual-LiDAR fusion based simultaneous localization and mapping[J]. Sensors, 2020, 20(7): 2068-2087.
- [2] CADENA C, CARLONE L, CARRILLO H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(6): 1309-1332.
- [3] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time[C]. Robotics: Science and Systems. Berkeley, IEEE, 2014, 2(9): 1-9.
- [4] SHAN T, ENGLT B, MEYERS D, et al. Lio-sam: Tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping[C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2020: 5135-5142.
- [5] QIN T, LI P, SHEN S. Vins-mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [6] SHAN T, ENGLT B, RATTI C, et al. Lvi-sam: Tightly-coupled lidar-visual-inertial odometry via smooth-

- ing and mapping [C]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2021: 5692-5698.
- [7] LIN J, ZHANG F. R3 LIVE: A robust, real-time, RGB-colored, LiDAR-inertial-visual tightly-coupled state Estimation and mapping package [C]. 2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2022: 10672-10678.
- [8] 张福斌, 王凯, 廖伟飞, 等. 激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合导航算法 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(7): 139-148.
- ZHANG F B, WANG K, LIAO W F, et al. Lidar/MEMS IMU/Odometer integrated tightly navigation algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(7): 139-148.
- [9] 孙炜, 苑河南, 刘乃铭, 等. 融合轮廓特征的线激光点云的快速配准算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 35(7): 156-162.
- SUN W, YUAN H N, LIU N M, et al. Fast registration algorithm combining contour features for line laser point clouds [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 35(7): 156-162.
- [10] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3D shapes [J]. IE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [11] KELBE D, VAN A J, ROMANCZYK P, et al. Marker-free registration of forest terrestrial laser scanner data pairs with embedded confidence metrics [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(7): 4314-4330.
- [12] 邱佳月, 赖际舟, 方玮, 等. 一种基于动态剔除和场景匹配的 Robust SLAM 方法 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 249-257.
- QIU J Y, LAI J Z, FANG W, et al. A Robust SLAM method based on eliminating dynamic points and matching scenes [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 249-257.
- [13] KIM G, PARK B, KIM A. 1-day learning, 1-year localization: Long-term lidar localization using scan context image [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(2): 1948-1955.
- [14] LIM H, HWANG S, MYUNG H. ERASOR: Egocentric ratio of pseudo occupancy-based dynamic object removal for static 3D point cloud map building [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 2272-2279.
- [15] CHEN X, MERSCH B, NUNES L, et al. Automatic labeling to generate training data for online LiDAR-based moving object segmentation [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 6107-6114.
- [16] CHEN X, MILIOTO A, PALAZZOLO E, et al. Suma++: Efficient lidar-based semantic slam [C]. 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2019: 4530-4537.
- [17] MILIOTO A, VIZZO I, BEHLEY J, et al. Rangenet++: Fast and accurate lidar semantic segmentation [C]. 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2019: 4213-4220.
- [18] PAN Y, XIAO P, HE Y, et al. MULLS: Versatile LiDAR SLAM via multi-metric linear least square [C]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2021: 11633-11640.
- [19] AMBRUŞ R, BORE N, FOLKESSON J, et al. Metarooms: Building and maintaining long term spatial models in a dynamic world [C]. 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE, 2014: 1854-1861.
- [20] KIM G, KIM A. Remove, then revert: Static point cloud map construction using multiresolution range images [C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2020: 10758-10765.
- [21] PAGAD S, AGARWAL D, NARAYANAN S, et al. Robust method for removing dynamic objects from point clouds [C]. 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2020: 10765-10771.
- [22] KAESS M, JOHANNSSON H, ROBERTS R, et al. iSAM2: Incremental smoothing and mapping using the Bayes tree [J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(2): 216-235.
- [23] PARK S, WANG S, LIM H, et al. Curved-voxel clustering for accurate segmentation of 3D LiDAR point clouds with real-time performance [C]. 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2019: 6459-6464.
- [24] WEN W, ZHOU Y, ZHANG G, et al. UrbanLoco: A full sensor suite dataset for mapping and localization in



urban scenes [C]. 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2020; 2310-2316.

- [25] LV J, XU J, HU K, et al. Targetless calibration of lidar-imu system based on continuous-time batch estimation[C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2020; 9968-9975.

### 作者简介



**陈耀华**, 2021 年于衢州学院获得学士学位, 现为新疆大学硕士研究生, 主要研究方向为多传感器融合 SLAM。

E-mail: chenhuahua0831@163.com

**Chen Yaohua** received his B. Sc. degree in 2021 from Quzhou University. He is currently a master student

in College of Xinjiang University. His main research interests include multi-sensor fusion SLAM.



**何丽**(通信作者), 2008 年于河北科技大学获得学士学位, 2013 年于新疆大学获得博士学位, 现为新疆大学副教授, 主要研究方向为移动服务机器人、模式识别与智能控制技术。

E-mail: xju\_heli@163.com

**He Li** (Corresponding author) received her B. Sc. degree in 2008 from Hebei University of Science and Technology, received her Ph. D. degree in 2013 from Xinjiang University, now she is associate professor in Xinjiang University. Her main research interests include mobile service robotics, pattern recognition and intelligent control technology.