



计算机应用研究  
Application Research of Computers  
ISSN 1001-3695, CN 51-1196/TP

## 《计算机应用研究》网络首发论文

题目: 激光雷达惯导耦合的里程计与建图方法  
作者: 庞帆, 危双丰, 师现杰, 陈凯  
DOI: 10.19734/j.issn.1001-3695.2020.06.0259  
收稿日期: 2020-06-14  
网络首发日期: 2020-12-29  
引用格式: 庞帆, 危双丰, 师现杰, 陈凯. 激光雷达惯导耦合的里程计与建图方法[J/OL]. 计算机应用研究. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2020.06.0259>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 激光雷达惯导耦合的里程计与建图方法<sup>\*</sup>

庞帆<sup>1,2</sup>, 危双丰<sup>1,3,4†</sup>, 师现杰<sup>1</sup>, 陈凯<sup>2</sup>

(1. 北京建筑大学测绘与城市空间信息学院, 北京 102616; 2. 矿业科技集团有限公司, 北京 100160; 3. 代表性建筑与古建筑数据库教育部工程中心, 北京 102616; 4. 现代城市测绘国家测绘地理信息局重点实验室, 北京 102616)

**摘要:** 针对现有的激光里程计方法在室外动态道路场景中存在里程计精度较低、鲁棒性不足的问题, 提出一种 3D 激光雷达和 MEMS 惯导耦合的里程计与建图方案。在不同的线路上依次执行数据预处理、顾及动态障碍物的特征提取、激光里程计和激光建图模块。利用 KITTI 数据和实测数据, 对改进方案与目前流行的 LOAM、Lego-LOAM 方案进行定性和定量的激光里程计精度评定, 测试结果表明, 改进方案在满足系统实时性的要求下, 激光里程计精度优于 LOAM 方案, 与 Lego-LOAM 方案性能相当。

**关键词:** 激光里程计; 动态障碍物; 特征提取; 误差状态卡尔曼滤波

**中图分类号:** TP391.4      **doi:** 10.19734/j.issn.1001-3695.2020.06.0259

## Odometry and mapping method for coupling LiDAR and IMU

Pang Fan<sup>1,2</sup>, Wei Shuangfeng<sup>1,3,4†</sup>, Shi Xianjie<sup>1</sup>, Chen Kai<sup>2</sup>

(1. School of Geomatics & Urban Spatial Informatics, Beijing University of Civil Engineering & Architecture, Beijing 102616, China; 2. BGRIMM Technology Group, Beijing 100160, China; 3. Engineering Research Center of Representative Building & Architectural Heritage database, Ministry of Education, Beijing 102616, China; 4. Key Laboratory for Urban Geomatics of National Administration of Surveying, Mapping & Geoinformation, Beijing 102616, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of low accuracy and poor robustness of existing lidar odometry methods in outdoor dynamic road scene, a scheme of odometry and mapping based on 3D lidar and MEMS IMU is proposed. The scheme is consist of four sequential module, namely data preprocessing module, feature extraction considering dynamic obstacles module, laser odometry module and laser mapping module. By using the KITTI data and real scene data, the qualitative and quantitative accuracy evaluation of the improved scheme and the current popular LOAM and Lego-LOAM schemes are carried out. The test results show that the accuracy of the improved scheme is better than that of LOAM scheme under the real-time requirements of the system, which is equivalent to Lego-LOAM scheme.

**Key words:** LiDAR odometry; dynamic obstacle; feature extraction; error state Kalman filter

## 0 引言

准确的位姿估计是移动机器人定位与导航的关键技术, 它能够计算出机器人的位置和姿态信息, 为机器人的实时控制、决策和路径规划提供重要保障。

SLAM 技术能够实现移动机器人在未知环境中的自我运动估计即“定位”, 同时建立周围环境地图。按照搭载传感器的不同, SLAM 技术可大致分为激光 SLAM 和视觉 SLAM 两大类<sup>[1]</sup>。基于 3D 激光雷达的 SLAM 技术无须 GNSS 信号, 可直接获取空间三维信息, 不受光照变化影响、不存在尺度漂移现象, 同时无须预先布置场景, 可融合多传感器生成便于导航的环境地图, 因此成为目前定位方案中不可或缺的新技术<sup>[2]</sup>。另外, 仅依靠 3D 激光 SLAM 进行位姿估计存在诸多局限, 输出位姿的频率过低, 且随着行驶距离增加, 会产生较大的累计误差, 不能满足机器人快速定位与导航的需求。而微机电(Micro Electro Mechanical System, MEMS)惯导成本低廉, 能够输出高频率的三轴加速度和角速度信息, 具有较高的角速度测量精度, 可以在激光雷达扫描之间提供稳健的状态估计。通过多传感器融合, 能够弥补单一传感器进行状态估计的不足, 可以提供更可靠的位置和姿态信息。

接下来列举近年来国内外在 3D 激光 SLAM 领域的主流

工作。Zhang 等人<sup>[3]</sup>提出的激光雷达里程计与地图构建方案(Lidar Odometry and Mapping, LOAM), 它仅是个激光里程计算法, 无回环检测和后端优化, LOAM 方案将复杂的 SLAM 问题划分为两个算法的结合, 即高频的粗略配准和低频的精细配准。Shan 等人<sup>[4]</sup>提出轻量级和地面优化的 LOAM(Lightweight and Ground Optimized LOAM, Lego-LOAM), 在 LOAM 基础上加入数据预处理、回环检测、后端优化, 后端采用基于增量平滑的非线性优化库, 是较完整的 3D 激光 SLAM 方案。Zhang 等人<sup>[5]</sup>提出在 LOAM 基础上利用视觉里程计高频的估计位姿, 激光里程计低频的优化位姿, 并校准漂移; Ye<sup>[6]</sup>等人提出一种基于图优化的激光雷达惯导紧耦合里程计方案, 经过实际测试, 该算法过于耗时, 为了达到实时输出位姿, 被动采用跳帧处理, 室内跳一帧计算, 室外跳两帧计算。Qin<sup>[7]</sup>等人在 Lego-LOAM 的基础上加入迭代误差状态卡尔曼滤波数据融合框架; 李等人<sup>[8]</sup>在 Lego-LOAM 中加入惯导因子进行后端因子图优化。Behley<sup>[9]</sup>等人提出一种稠密的基于 Surfel 的 3D 激光 SLAM 方案。Zuo 等人<sup>[10]</sup>提出一种基于 MSCKF 融合激光惯导视觉的里程计方法。Lin 等人<sup>[11]</sup>提出一种基于固态激光雷达的里程计方法。Li 等人<sup>[12]</sup>提出一种扫描到扫描的实时激光里程计估计网络。Zhang 等人<sup>[13]</sup>提出激光雷达视觉惯导耦合的 SLAM 方案, 能

收稿日期: 2020-06-14; 修回日期: 2020-08-29      基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41601409); 北京市自然科学基金资助项目(8172016)

**作者简介:** 庞帆(1994-), 男, 山东临沂人, 硕士, 主要研究方向为激光 SLAM; 危双丰(1979-), 男(通信作者), 湖北天门人, 副教授, 硕士, 博士, 主要研究方向为室内三维重建与导航应用(weishuangfeng@bucea.edu.cn); 师现杰(1995-), 男, 河南新乡人, 硕士研究生, 主要研究方向为多传感器融合 SLAM; 陈凯(1985-), 男, 江西南昌人, 副主任, 高级工程师, 博士研究生, 主要研究方向为矿山安全监测及数字矿山。

够实现较高精度的里程计。

然而, 由于上述方法均假设周围环境是静态的, 没有顾及到动态障碍物对位姿估计和建图的影响, 因此很难在室外动态道路环境中实现低漂移、鲁棒的位姿估计。本文在 LOAM、Lego-LOAM 方案基础上进行改进, 重点改进它们的特征提取和激光里程计部分, 主要包括以下三个方面:

a) 在特征点提取之前增加动态障碍物剔除模块, 避免在动态物体上提取不稳定的特征点, 从而影响正确的数据关联。

b) 与 LOAM 方案和 Lego-LOAM 方案不同, 采用三种特征点云分类别分步骤的进行点云匹配和位姿求解, 提高计算效率。

c) 针对 LOAM 方案和 Lego-LOAM 方案融合惯导数据不充分的问题, 利用 ESKF 框架融合惯导的预积分信息和激光雷达帧间匹配信息, 提高位姿估计的精度。

## 1 总体流程与关键技术

改进方案的框架如图 1 所示。

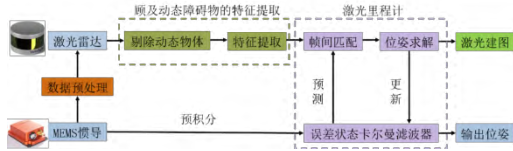


图 1 激光里程计框架

Fig. 1 Lidar odometry framework

### 1.1 数据预处理

由于在动态的环境中, 搭载激光雷达的载体不可避免的产生非线性运动, 导致扫描的激光点云存在非线性运动畸变, 因此通过高频的 MEMS 惯导辅助激光雷达, 对每一帧内的所有激光点进行补偿校正。畸变补偿方法如下:

首先找到与当前激光点的时间戳  $t_{curr}$  最接近的  $t_k$  和  $t_{k+1}$  时刻连续惯导测量值。通过惯导积分过程, 分别得到惯导在  $t_k$  和  $t_{k+1}$  时刻在世界坐标系  $W$  中的状态, 如式(1)所示。

$$\begin{aligned} T_k^w &= [p_x, p_y, p_z, v_x, v_y, v_z, \theta_x, \theta_y, \theta_z] \\ T_{k+1}^w &= [p_x, p_y, p_z, v_x, v_y, v_z, \theta_x, \theta_y, \theta_z] \end{aligned} \quad (1)$$

其中  $p$  表示位置,  $v$  表示速度,  $\theta$  表示角向量, 将世界坐标系  $W$  定义为起始惯导坐标系, 可利用时间因子线性插值来确定惯导在时刻  $t_{curr}$  在世界坐标系中的状态  $T_{curr}^w$ , 如式(2)所示。

$$\begin{aligned} ratio_1 &= \frac{t_{curr} - t_k}{t_{k+1} - t_k} \\ ratio_2 &= \frac{t_{k+1} - t_{curr}}{t_{k+1} - t_k} \\ T_{curr}^w &= T_{k+1}^w \times ratio_1 + T_k^w \times ratio_2 \end{aligned} \quad (2)$$

其中  $ratio_1$  和  $ratio_2$  为时间插值因子。

需要解决的是由于非线性运动引起的当前激光点相对于起始激光点的运动畸变。利用  $T_{curr}^w$  和  $T_{start}^w$  能够得到当前激光点和起始激光点所对应惯导的位置  $P_{curr}^w$ 、 $P_{start}^w$  和惯导的速度  $v_{curr}^w$ 、 $v_{start}^w$ , 在起始激光点坐标中得到每个激光点的运动畸变量  $\Delta p_{curr}^w$ , 如式(3)所示。

$$\begin{aligned} \Delta p_{curr}^w &= P_{curr}^w - (P_{start}^w + v_{start}^w \times i) \\ \Delta p_{start}^w &= T_{start}^w \Delta p_{curr}^w \end{aligned} \quad (3)$$

其中  $T_{start}^w$  表示激光雷达当前帧起始点坐标系与世界坐标系之间的变换矩阵,  $i$  表示一帧点云数据中每个点占据一帧扫描周期的时间。将每一帧激光点云转换到每帧激光雷达起点坐标系中, 将每个激光点的原始坐标减去每个激光点的点云运动畸变量。

### 1.2 顾及动态障碍物的特征提取

由于每帧原始激光点云包含数据量较大, 使用全部点匹配来估计位姿, 对计算资源的消耗巨大, 可利用特征点云代替全部点云进行点云配准恢复位姿。此外, 道路场景中存在

许多动态障碍物, 例如行人、车辆等, 这些动态物体在点云匹配过程中是不稳定的噪声点, 会影响点云匹配精度, 从而导致激光里程计精度低。因此本模块首先剔除道路环境中的动态障碍物, 然后从静态点云中提取特征点。

#### 1.2.1 动态障碍物处理

去除动态障碍物的手段是基于几何的方式, 包括地面提取和目标分割两部分, 首先提取地面点云, 然后对剩余的非地面点云进行目标分割并聚类, 将小于设定尺寸的目标剔除。

##### 1) 地面提取

考虑到系统的实时性以及地面提取的准确性, 采用基于深度图像的角度分割方式提取地面点。将每一帧内的激光点云投影为深度图像, 将无序杂乱的非结构化点云数据转换成有组织的点云数据。深度图像中的行数  $r$  由激光雷达的激光线束数量决定, 列数  $c$  由激光雷达的水平分辨率决定。

道路场景如图 2 所示, 点 A 和点 B 是激光雷达在同一水平分辨率下发射, 在竖直方向的相邻激光点, 角度  $\theta_2$  和  $\theta_1$  对应深度图像中第  $(r-1)$  行和第  $r$  行激光束的垂直角度。

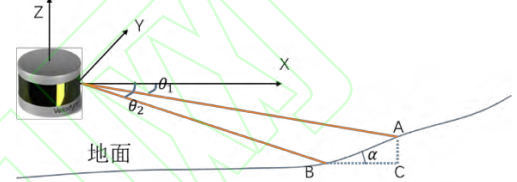


图 2 道路场景

Fig. 2 Road scene

定义一个竖直角度  $\alpha$ , 将深度图像  $R$  的每列  $c$  转换成角度  $\alpha_{r-1,c}^w$  的形式。已知两个相邻垂直激光束的深度值, 角度  $\alpha$  的计算方法如式(4)所示。

$$\alpha = \arctan \frac{\|BC\|}{\|AC\|} = \arctan \frac{|R_{r-1,c} \sin \theta_2 - R_{r,c} \sin \theta_1|}{|R_{r-1,c} \cos \theta_2 - R_{r,c} \cos \theta_1|} \quad (4)$$

计算角度  $\alpha$  需要两个距离读数, 将这些角度  $\alpha_{r-1,c}^w$  的所有集合视为矩阵  $M_\alpha$ , 得到夹角图像, 将 Savitsky-Golay 平滑算法应用在  $M_\alpha$  的每一列, 在夹角图像上进行地面标记, 从期望属于地面的行开始, 使用广度优先搜索(Breadth-First Search, BFS)将相似的组件标记在一起<sup>[14]</sup>。通常将角度  $\alpha < 2^\circ$  且同一列相邻两点的高差  $\delta z < 2\text{cm}$ , 视为地面点所对应的区域。

##### 2) 目标分割

接下来对剔除地面点云后的深度图像进行实时目标分割, 从每一帧激光雷达数据中剔除动态障碍物。

图 3 表示激光雷达的 XOY 平面, 从位于 O 处的激光雷达发射激光束 OA 和 OB, 得到点 A 和点 B, 假设 Y 轴沿着两条激光束中较长的方向, 此处参数  $\mu$  为两条激光线束的夹角。角度  $\beta$  是深度值较大的扫描线与相邻扫描线构成的 AB 之间的夹角, 定义如式(5)所示。

$$\beta = \arctan \frac{\|BC\|}{\|AC\|} = \arctan \frac{d_2 \sin \mu}{d_1 - d_2 \cos \mu} \quad (5)$$

其中  $\|OA\|$  为第一条激光线束的深度值, 对应  $d_1$ ,  $\|OB\|$  为第二条激光线束的深度值, 对应  $d_2$ ,  $\mu$  为角分辨率, 用于计算在深度图像中行方向或列方向上相邻点 A 和 B 的角度  $\beta$ 。角度  $\beta$  背后的含义是它对于大多数单个物体保持相对较大, 此处需要设置一个阈值参数  $\theta$ , 该参数用于判断将深度图像中的相邻两激光点分割为两个类别还是合并为一个类别。因此, 可以将目标分割看做利用深度图像结构和  $\beta$  的约束来寻找连通的二维分量的问题, 直接对深度图像进行分割。

连接组件时使用具有复杂度  $O(N)$  的直通滤波器的变体<sup>[15]</sup>, 其中  $N$  是像素的数量, 即每次扫描的距离读数的数量, 保证最多访问深度图像中的每个点两次。此时, 标记为地面的深度图像的所有像素都设置为零, 并且不参与以下过程:



从深度图像的左上角开始,从上到下、从左到右遍历每个像素,每当遇到未被标记的像素,从该像素开始 BFS,搜索的目标是标记此组件的每个像素。BFS 使用队列和 N4 邻域,根据相邻点和当前点生成的角度  $\beta$ ,决定是否将 N4 邻域中的点添加到 BFS 队列中,此过程保证整个连接的组件将获得相同的标签。若 BFS 的队列为空,将继续按顺序遍历深度图像,直至到达一个新的未标记点。

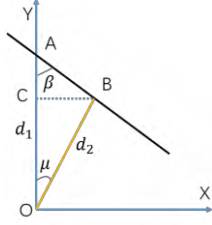


图3 激光雷达场景

Fig. 3 LiDAR scene

当目标分割全部完毕即目标点云聚类后,开始处理动态障碍物,将目标点云的包围盒在 X 方向、Y 方向、Z 方向小于设定阈值的剔除,认为是道路上的动态障碍物,例如行人、车辆等。当动态障碍物剔除完毕后,将提取的地面点云重新加载进来。

### 1.2.2 特征点提取

#### 1) 三类特征点提取

对于地面特征点提取方法见 1.2.1 节地面提取,基本原理是在深度图像基础上加入几何约束,利用竖直角度  $\alpha$  和高程差异  $\delta_z$  联合约束地面点,由于激光雷达是水平安置在载体上,该地面提取方法的优势是并不严格要求地面处于完全水平状态。将每一帧的地面点云使用体素栅格滤波的方法进行不同程度的下采样,标记为地面特征点  $P^{G(more)}$  和  $P^{G(less)}$ 。

在剔除动态障碍物后,将剩余的非地面点云进行线特征点和表面特征点的提取,定义平滑度  $u$ ,步骤如下:

- 在同一扫描内,对于任意点 A,选取左右各五个点;
- 每个点的 X 坐标与点 A 的 X 坐标求差,将所有的差求和,得到  $u_x$ ;
- 每个点的 Y 坐标与点 A 的 Y 坐标求差,将所有的差求和,得到  $u_y$ ;
- 每个点的 Z 坐标与点 A 的 Z 坐标求差,将所有的差求和,得到  $u_z$ ;
- 计算平滑度:  $u = (u_x)^2 + (u_y)^2 + (u_z)^2$ 。

需要说明的是,每个扫描的边缘 5 个点不参与特征点选取,因为不满足前后五个点计算平滑度的条件。为了防止一帧数据中的特征点过于聚集,将每一帧点云中每个扫描从起始扫描到终止扫描均分为六份。设置平滑度阈值。线特征点选择条件:将平滑度大于阈值的点视为线特征点,若该点前后五个点中已存在线特征点,则跳过该点,从平滑度更小的点中选择。表面特征点选择条件:将平滑度小于阈值的点视为表面特征点,若该点前后五个点中已存在表面特征点,则跳过该点,从平滑度更大的点中选择。

对于每一帧点云,将  $u$  值较大的点标记为线特征点  $P^E$ ,将  $u$  值较小的点标记为表面特征点  $P^S$ ,从  $P^E$  中挑选  $n_E$  个  $u$  值最大的点构成  $P^{E(max)}$ ,并满足  $P^{E(max)} \in P^E$ ,从  $P^S$  中挑选  $n_S$  个  $u$  值最小的点构成  $P^{S(min)}$ ,并满足  $P^{S(min)} \in P^S$ 。对每一帧激光点云进行三种特征点提取,包括地面特征点、非地面线特征点、非地面表面特征点,并对每一种特征点云分为两份进行存储,即  $P^{G(more)}$  和  $P^{G(less)}$ 、 $P^E$  和  $P^{E(max)}$ 、 $P^S$  和  $P^{S(min)}$ 。

#### 2) 筛选点策略

在特征点提取时设计了四种过滤特征点的策略,移除实时帧中不稳定的噪声点。

a) 由于 TOF 型机械激光雷达的工作原理,当飞行时间小于阈值,返回的激光点会带有误差,同时这些区域内的点云较为稀疏,因此本文剔除深度值小于 2m 的点。

b) 由于激光雷达视场边缘的点存在变形,会产生大曲率现象,影响特征提取的质量,因此本文去掉视场边缘的点即深度值大于 60m 的点。

c) 去除激光束和平面夹角过小的点,即激光束和平面接近平行的情况。如图 4 所示,定义点 A 的深度值为  $P_A$ ,点 D 的深度值为  $P_D$ ,点 E 的深度值为  $P_E$ ,定义激光束和局部平面的入射夹角  $\alpha$ ,如式(6)所示,若入射夹角接近  $180^\circ$  或者  $0^\circ$ ,该特征点会被拉长导致量测不准确,不利于点云匹配;

$$\alpha(P_D) = \cos^{-1} \left( \frac{(P_E - P_A) \cdot P_D}{|P_E - P_A| |P_D|} \right) \quad (6)$$

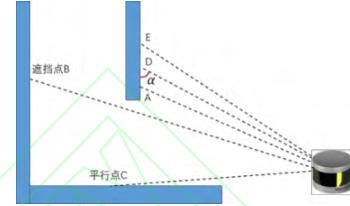


图4 筛选点

Fig. 4 Schematic diagram of filter points

d) 去除部分被遮挡的激光点,由于激光雷达在移动的时候,被遮挡的点所处的面可能在下一帧中消失,如图 4 中点 B 的情况。定义点 A 的深度值为  $P_A$ ,点 B 的深度值为  $P_B$ ,遮挡点的判别标准如式(7)所示。

$$|P_B| > |P_A|, |P_B - P_A| \geq 0.1 |P_B| \quad (7)$$

### 1.3 激光里程计

该模块是恢复位姿的过程,包括激光点云帧间匹配和 ESKF 数据融合。

#### 1.3.1 点云匹配

本模块借鉴 LOAM 方案<sup>[3]</sup>以及 Lego-LOAM 方案<sup>[4]</sup>的点云匹配思想即利用点与直线匹配和点与平面匹配策略。与 LOAM、Lego-LOAM 方案不同,本模块提出基于三种特征点云进行分类别的帧间匹配与分步骤的位姿解算。

##### 1) 分类别的帧间匹配

由于提取的三类特征点是分开维护的,因此在进行点云匹配时,充分利用类别信息,仅从同一类别的特征点云中寻找对应点,例如对于地面特征点,在  $P_{t-1}^{G(more)}$  中索引  $P_t^{G(less)}$  的对应匹配点,构建  $\{P_{t-1}^{G(more)}, P_t^{G(less)}\}$  的点到平面的距离约束;对于非地面线特征点,在  $P_{t-1}^E$  中索引  $P_t^{E(max)}$  的对应匹配点,构建  $\{P_{t-1}^E, P_t^{E(max)}\}$  的点到直线的距离约束;对于非地面表面特征点,在  $P_{t-1}^S$  中索引  $P_t^{S(min)}$  的对应匹配点,构建  $\{P_{t-1}^S, P_t^{S(min)}\}$  的点到平面的距离约束。

考虑提取特征点的几何特性,例如提取地面特征点方向与激光雷达 XOY 平面平行,基于该先验信息,对于地面特征点,在连续帧匹配时只需要索引一个最邻近邻点,法向量直接设置为  $d(0,0,1)$ 。在帧间匹配过程中,对于不同的特征点类型、匹配方式、所需的最近点数以及方向向量和法向量的计算方法如表 1 所示。

表1 不同类型特征点的帧间匹配

Tab. 1 Frame matching of different types of feature points			
特征点	匹配方式	最邻近点数量	方向向量/法向量
地面特征	点与平面	1	$(0, 0, 1)$
线特征	点与直线	2	$d = p_0 - p_1$
表面特征	点与平面	3	$n = (p_0 - p_1) \times (p_2 - p_1)$

##### 2) 分步骤的位姿解算

考虑到每种类型的特征点具有不同的空间几何特性,它们约束不同位姿变量的能力存在显著差异。例如非地面线特

征点, 对位姿中  $\{t_x, t_y, \theta_{yaw}\}$  具有很强的约束, 但是对  $\{t_z\}$  不构成约束, 而地面特征点能够很好的约束  $\{t_z, \theta_{roll}, \theta_{pitch}\}$ , 但是对  $\{t_x, t_y, \theta_{yaw}\}$  无任何约束。因此, 本文将位姿中的六个变量分成三组, 分步骤的求解位姿  $\{t_x, t_y, t_z, \theta_{roll}, \theta_{pitch}, \theta_{yaw}\}$ , 依次使用地面特征点、非地面线特征点和非地面表面特征点进行 L-M 算法位姿解算, 分步骤优化求解路线如图 5 所示, 首先利用地面特征点进行匹配, 在解算的位姿结果中保留垂直方向上的三个维度即  $\{t_z, \theta_{roll}, \theta_{pitch}\}$ , 接下来利用非地面线特征点进行匹配, 在解算的位姿结果中保留水平方向上的三个维度  $\{t_x, t_y, \theta_{yaw}\}$ , 最后利用非地面表面特征点进行匹配, 将前两步计算出的  $\{t_x, t_y, t_z, \theta_{roll}, \theta_{pitch}, \theta_{yaw}\}$  作为位姿初始值, 最终解算出位姿。

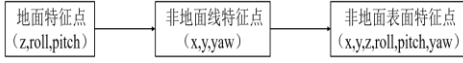


图5 分步骤优化求解

Fig. 5 Step by step optimization

上述过程将上一步优化求解的结果作为下一步优化的初值, 更好的初值可以降低陷入局部最优的可能。需要说明的是, 优化是有顺序的, 具有最多约束的表面特征点用于最后的优化。

### 1.3.2 ESKF 数据融合

LOAM、Lego-LOAM 方案中激光里程计的输出没有融合惯导信息, 仅依靠激光雷达点云匹配进行位姿估计, 而惯导的作用只是在数据预处理阶段辅助激光雷达进行点云的运动畸变补偿。为了对惯导预积分信息和激光雷达帧间匹配信息有效的融合, 本文采用误差状态卡尔曼滤波来实现。滤波器状态为 15 维的误差状态, 包括位置、速度、姿态、加速度偏差和角速度偏差。相比于 KF 或 EKF, ESKF 的优势如下:

- 误差状态是小量, 可以省略二阶小项, 减少计算量;
- 姿态的误差状态是小量, 避免过参数化, 万向锁, 三维的旋转误差比旋转矩阵和四元数更直观;
- 相比于预测阶段, 能够以更低的频率进行卡尔曼滤波校正<sup>[16]</sup>。

状态定义: 真实状态  $x$ 、预测状态  $\hat{x}$  和误差状态  $\delta x$  的关系如式(8)所示。

$$x = \hat{x} \oplus \delta x = \begin{bmatrix} \hat{p} + \delta p \\ \hat{v} + \delta v \\ \hat{q} \otimes \exp(\delta \theta) \\ \hat{b}_a + \delta b_a \\ \hat{b}_g + \delta b_g \\ \hat{g} + \delta g \end{bmatrix} \quad (8)$$

传播阶段: 该阶段传播预测状态  $\hat{x}$ 、误差状态  $\delta x$  以及误差状态的协方差矩阵  $P$ , 该阶段是通过惯导数据预积分实现。

连续时间下的误差状态传播方程如式(9)所示。

$$\begin{bmatrix} \delta \dot{p} \\ \delta \dot{v} \\ \delta \dot{\theta} \\ \delta \dot{b}_a \\ \delta \dot{b}_g \\ \delta \dot{g} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta v \\ -R[a_m - b_a]_x \delta \theta - R \delta b_a + \delta g - R n_a \\ -[w_m - b_g]_x \delta \theta - \delta b_g - n_g \\ n_{b_a} \\ n_{b_g} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

对式(9)离散化, 得到离散时间下的误差状态方程, 如式(10)所示, 误差状态的协方差矩阵  $P$  如式(11)所示。

$$\delta x_t = (I + F_t \Delta t) \delta x_{t-1} \quad (10)$$

$$P_t = (I + F_t \Delta t) P_{t-1} (I + F_t \Delta t)^T + (G_t \Delta t) Q (G_t \Delta t)^T \quad (11)$$

状态更新阶段: 将状态更新问题转换为误差状态与点线距离或者点面距离的最小化, 如式(12)所示, 随着激光雷达帧间匹配估计的位姿测量值, 计算卡尔曼增益矩阵  $K$ , 并更新全误差状态  $\delta x$  和误差状态的协方差矩阵  $P$ , 如式(13)所示。将误差状态加入到预测状态得到融合后的位姿, 并重置预测状态。

$$\min \|\delta x\| + \|f(\hat{x} \oplus \delta x)\| \quad (12)$$

$$K = PH^T(HPH^T + JMJ^T)^{-1}$$

$$\delta x = \delta x + K(H\delta x - f(\hat{x} \oplus \delta x)) \quad (13)$$

$$P = (I - KH)P(I - KH)^T + KMK^T$$

## 1.4 激光建图

通过激光里程计模块, 获取了高频的激光里程计, 但是恢复的激光里程计是低精度的。激光建图模块利用帧与前面的局部地图进行精细点云匹配, 进一步优化激光里程计的位姿, 并且建立全局的 3D 点云地图。帧与局部地图的精配准, 与 1.3.1 节连续帧之间的点云匹配过程类似, 仍然采用三种特征点的分类匹配和分步骤 L-M 的位姿解算, 位姿解算路线如图 5 所示。LOAM 方案中帧与局部地图进行匹配时, 方向向量和法向量通过搜索查找 5 个最近邻点进行主成分分析 (Principal Components Analysis, PCA), 通过特征值分解拟合所需要的模型参数, 与 LOAM 方案线面两类特征点均采用 PCA 方式计算方向向量和法向量不同, 本方案对于不同的特征点类型, 匹配方法、所需的最近点数以及方向向量和法向量的计算方法进行区分, 如表 2 所示。

表2 不同类型特征点的帧图匹配

特征点	匹配方法	最邻近点数量	方向向量/法向量
地面特征	点与平面	1	(0, 0, 1)
线特征	点与直线	5	PCA
表面特征	点与平面	5	PCA

## 2 实验与讨论

### 2.1 软硬件系统

系统的软硬件配置如表 3 所示, 测试平台如图 6 所示。



图6 移动平台

Fig. 6 Mobile platform

表3 软硬件配置

配置	项目	版本/型号
软件配置	操作系统	Ubuntu 16.04
	机器人操作系统	ROS Kinetic
	集成开发环境	Clion-2019.2.1
	开源方案	LOAM、Lego-LOAM
	点云处理软件	Cloud Compare
	激光雷达	VLP-16 激光雷达, 10Hz, $\pm 3\text{cm}$
硬件配置	MEMS 惯导	Xsens MTi-G-710
	笔记本	i5 处理器、2.6GHz、16GB 内存
	移动平台	团队自行设计
	移动电源	三愚 DL 300W
	GNSS 接收机	Trimble
	高精度全站仪	Leica

### 2.2 目标分割与特征提取结果分析

由于目标分割和特征提取算法在所提出的激光里程计与建图系统中起着至关重要的作用, 因此在评估激光里程计精度之前, 首先对改进方案中目标分割和特征提取的性能进行定性的分析。



### 2.2.1 目标分割结果

利用公开的 KITTI<sup>[17]</sup>里程计数据进行目标分割算法测试,选取四组包含车辆、行人的动态道路数据。目标分割结果如图7中左侧所示 a)、c)、e)、g),目标分割结果已用橘色方框标出,对应的真实场景如图7中右侧所示 b)、d)、f)、h)。经过左右图片仔细的对比,能够发现算法分割出来的目标,例如行人、车辆等动态障碍物,均能够在右侧真实环境中一一对应。

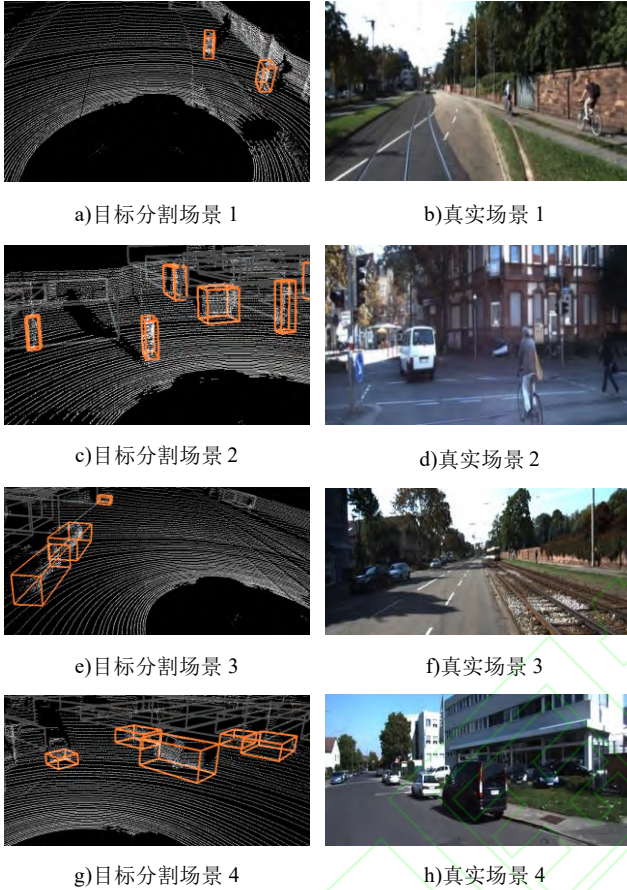


图7 目标分割和真实场景

Fig. 7 Target segmentation and real scene

### 2.2.2 特征提取结果

测试数据采用 Lego-LOAM 方案<sup>[4]</sup>公开的室外动态道路数据,地面特征点提取结果如图8中红色部分,非地面线特征点提取结果如图8中青色部分,可以在很远的距离内提取杆状物体,例如灯杆、树干和垂直建筑线等。非地面表面特征点提取结果如图8中黄色部分,包括建筑物墙壁、交通标志和广告牌等。

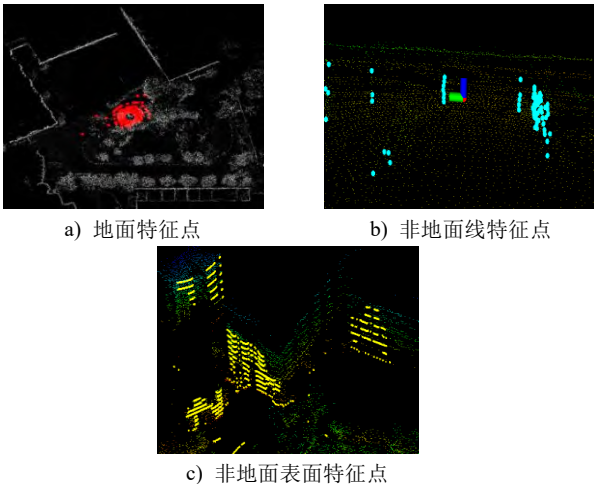


图8 特征点提取

Fig. 8 Feature point extraction

### 2.3 激光里程计精度评定

#### 2.3.1 KITTI 数据

利用公开的 KITTI 里程计数据进行测试,定量评价 LOAM、Lego-LOAM 和改进方案的激光里程计精度,选取4组数据,分别是 00、04、06 和 07 序列。图9显示改进方案在 KITTI00 序列上的建图效果,图中黄圈表示载体的起始位置。

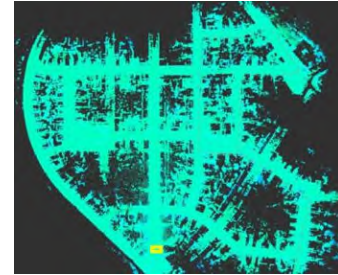


图9 KITTI00 建图

Fig. 9 KITTI00 mapping

表4列出各个方案在4组数据上的激光里程计精度,精度评定的指标是绝对位姿误差的均方根。各组数据的最优值已用蓝色标出,整体比较,改进方案的绝对位姿误差较小,侧面反映估计的激光里程计轨迹与 GNSS 真值轨迹较为一致。

表4 不同方案在 KITTI 数据上的绝对位姿误差对比(单位:m)

方案	#00	#04	#06	#07
LOAM	25.6	2.0	19.0	5.1
Lego-LOAM	20.0	1.6	13.1	2.8
改进方案	15.9	1.9	5.1	1.6

图10展示改进方案在 KITTI00、04、06 和 07 数据上的绝对位姿误差曲线图。

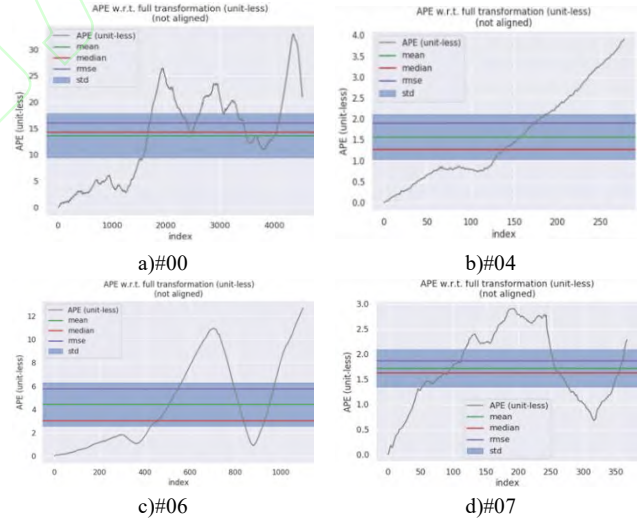


图10 改进方案的绝对位姿误差

Fig. 10 Absolute pose error of improved scheme

#### 2.3.2 实际数据

##### 1)未融合惯导

为了说明改进方案中顾及动态障碍物的特征提取以及分类别分步点云匹配的优势,排除惯导传感器对位姿估计的作用,在真实环境中评估三个方案不融合惯导时的激光里程计精度。实验环境是动态、闭环的校园道路,真实场景如图11所示,图中红点表示移动载体的起始和终止位置,行驶距离为636.8米,平台的移动速度约为1m/s,为客观评价各个方案的位姿估计精度,不进行闭环检测,定性比较各个方案经过帧图匹配后的激光里程计轨迹和建图之间的差异。

由于 LOAM 方案在激光建图模块没有维护全局的地图,导致在 ROS Rviz 实时显示激光里程计轨迹和建图时产生截断效果,而且动态的障碍物会影响特征点的提取,导致

LOAM 方案建立的点云地图有重影现象,如图 12 所示。



图 11 校园环境

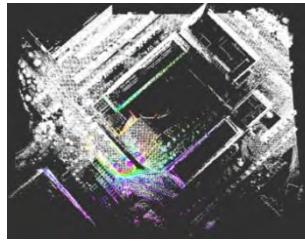


图 12 LOAM 方案建图

Fig. 11 Campus environment

Fig. 12 Mapping of LOAM scheme

为了回环检测和后端因子图优化, Lego-LOAM 方案在激光建图模块维护了一个全局的地图, ROS Rviz 实时显示完整的点云地图,但动态障碍物仍然对 Lego-LOAM 方案的激光里程计产生影响,导致点云的误匹配现象,如图 13 所示,激光里程计轨迹和点云地图产生较大漂移。

相比 LOAM 和 Lego-LOAM 方案,改进方案对道路环境中的动态障碍物进行了剔除,从而筛选掉了不稳定的噪声点,只在剩余的静态点云中提取稳定的特征点,然后再进行分类分步骤的点云匹配恢复位姿。改进方案在 ROS Rviz 中建立的点云地图如图 14 所示,在点云处理软件 Cloud Compare 中打开,效果如图 15 所示。

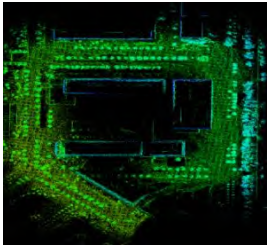


图 13 Lego-LOAM 方案建

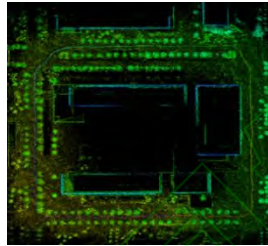


图 14 改进方案建图

Fig. 13 Mapping of Lego-LOAM

Fig. 14 Mapping of improvement

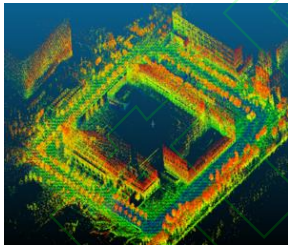


图 15 Cloud Compare 点云地图

Fig. 15 Cloud Compare point mapping

接下来比较 LOAM、Lego-LOAM 和改进方案的激光里程计轨迹,定性反映激光里程计的精度。由于 Lego-LOAM 方案产生较大漂移,轨迹效果较差,此处仅比较 LOAM 方案和改进方案的激光里程计轨迹,分别如图 16 和 17 所示,能够发现在右下方闭环位置处的轨迹差异,已用红色方框标出,LOAM 方案的累计漂移量较大。

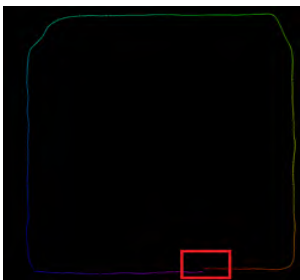


图 16 LOAM 里程计轨迹

Fig. 16 Trace of LOAM

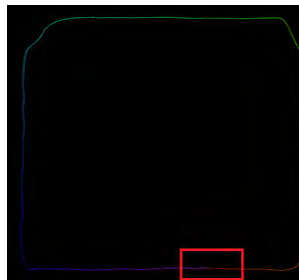


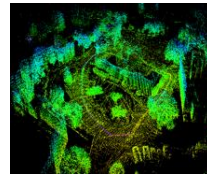
图 17 改进方案里程计轨迹

Fig. 17 Trace of improvement

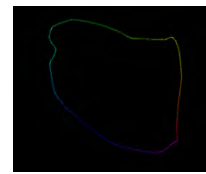
## 2) 融合惯导

利用在真实动态道路环境采集的数据对三种方案进行测试,选取起始点和终止点相同的闭环道路数据,真实场景

如图 18 中 c)所示。各方案融合惯导数据,并进行帧图优化的激光建图,但不进行闭环检测,分别离线运行 LOAM 方案、Lego-LOAM 方案和改进方案。各方案重复测试 3 次计算累计位姿误差的平均值,累计位姿误差的指标是始末处的参考位姿变换与估计位姿变换的差异。



(a) 3D 点云地图



(b) 里程计轨迹



(c) 真实场景

图 18 改进方案

Fig. 18 Improved scheme

表 5 展示不同方案的位置和姿态的累计误差,测试结果显示三个方案在闭环处的位置累计误差均在分米级,姿态累计误差在一度以内,改进方案姿态累计误差和位置累计误差均最小,由此判断性能最优。

表 5 不同方案的位置和姿态累计误差

Tab. 5 Accumulated position and attitude errors of different schemes

方案	Raw /(°)	Pitch /(°)	Yaw /(°)	姿态 误差/(°)	X/m	Y/m	Z/m	位置误差 /m
LOAM	0.038	0.136	0.948	0.958	0.363	0.339	0.096	0.506
Lego- LOAM	0.049	0.072	0.924	0.928	0.072	0.316	0.082	0.334
改进方案	0.020	0.037	0.815	0.816	0.081	0.229	0.038	0.245

由于 Lego-LOAM 方案和改进方案在特征提取阶段进行了筛选点处理,剔除不稳定的特征点,防止不稳定的特征点影响点云匹配精度,因此激光里程计精度较 LOAM 方案有所提升。但 Lego-LOAM 方案在后端因子优化中激光雷达信息与惯导信息解耦,没有融合惯导因子来联合约束位姿信息,同时 Lego-LOAM 方案为了适用于轻量化终端,提高系统的实时性,提取的特征点云较为稀疏,会影响帧图优化时的点云匹配精度。

而改进方案顾及动态障碍物的影响,对动态障碍物进行目标分割并剔除,同时利用误差状态卡尔曼滤波框架平衡激光雷达帧间匹配信息和惯导预积分信息,并及时的修正惯导中加速度计和陀螺仪的零偏误差,校正后的惯导在数据预处理阶段对点云产生的非线性运动畸变进行更好的补偿。因此,改进方案输出的位姿精度略高于 Lego-LOAM 方案。改进方案建立的 3D 点云地图与轨迹如图 18 中 a)、b)所示。

## 2.4 运行时间性能评估

分别统计 LOAM、Lego-LOAM 和改进方案在各个模块的单帧数据处理时间。采用实际数据进行测试,数据包含有 16 线激光雷达点云和惯导数据。与 ALOAM 方案<sup>[18]</sup>(Advanced implementation of LOAM, ALOAM)做法类似,在各个模块插入起始和终止的时间函数。不同方案的各个模块数据处理时间对比如表 6 所示。

表 6 不同方案的各个模块数据处理时间对比

Tab. 6 Data processing time comparison of different schemes ms

方案	数据预处理	特征提取	激光里程计	激光建图
LOAM	6.5	8.3	18.7	231.5
Lego-LOAM	10.3	4.4	10.5	284.0
改进方案	5.4	20.6	13.4	196.6

在激光里程计模块, LOAM 方案和 Lego-LOAM 方案采用两种特征点云进行数据关联,运行时间分别为 18.7ms 和 10.5ms。由于 Lego-LOAM 方案为了适应轻量级终端,提取稀疏的特征点云,同时采用双步骤的 L-M 优化求解位姿,所以 Lego-LOAM 方案较 LOAM 方案提高了运行效率,而改进



后方案采用三种特征点云进行匹配和位姿求解,但由于采用分类别、分步骤的数据关联方法,该部分的计算时间为13.4ms,与Lego-LOAM方案的运行效率相当。

总体测试结果,对于每一帧激光点云,改进方案需要39.4ms的计算时间获得位姿信息,LOAM方案和Lego-LOAM方案分别为33.5ms和25.2ms。由于改进方案为了提高激光里程计精度,对动态障碍物进行剔除,所以总体增加了计算时间,但三个方案的计算时间均小于激光雷达设定的扫描频率10Hz,即每一帧激光数据获取的时间100ms,所以三个方案都能保证各自系统的实时性。

### 3 结束语

本文面向无GNSS信号的室外动态道路环境,针对现有的激光里程计方法在这种挑战性场景中存在里程计精度较低、鲁棒性不足的问题,提出一种3D激光雷达与MEMS惯导耦合的里程计与建图方案。该方案包括数据预处理、顾及动态障碍物的特征提取、激光里程计和激光建图。

利用公开的KITTI里程计数据和实际数据进行实验测试,对本文提出的方案与目前最为热门的LOAM、Lego-LOAM方案进行定性和定量的激光里程计精度分析,并利用实测数据对三个方案中每个模块的运行时间进行评估,得到以下结论:

a) 改进方案在满足系统实时性的要求下,激光里程计精度优于LOAM方案,与目前流行的激光雷达惯导耦合的Lego-LOAM方案性能相当。

b) 在提高激光里程计精度方面,在特征提取时去除道路环境中的动态障碍物,例如行人、车辆等,防止在动态障碍物上提取到特征点,避免了点云的误匹配,有助于提高位姿求解的精度。

c) 在提升系统实时性方面,对特征点云进行分类别的点云匹配和分步骤的L-M优化位姿求解,提高了数据关联过程的计算效率。

未来可在以下三个方向展开深入研究:

a) 在数据融合框架方面。提高帧与局部地图匹配的频率,用于更新误差状态卡尔曼滤波器。另外,可使用因子图优化数据融合框架,其优势是多次迭代导致多次线性化,多次迭代能够更好的趋近最优解<sup>[19]</sup>,从线性化,迭代和时间关联的角度<sup>[20]</sup>,历史信息有利于估计当前状态。

b) 在动态障碍物处理方面。在障碍物点云聚类后可以加入目标跟踪和判断策略,精确的检测和分割动态障碍物。

c) 在提高位姿估计精度方面。从激光里程计中提取关键帧,根据关键帧位姿,联合闭环检测和GNSS真值数据校正激光里程计带来的相对累计漂移误差,同时减少点云地图的重影。

### 参考文献:

- [1] 高翔,张涛,等.视觉SLAM十四讲[M].北京:电子工业出版社,2017.(Gao Xiang, Zhang Tao, *et al.* The fourteen lectures on visual SLAM[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2017.)
- [2] 危双丰,庞帆,刘振彬,等.基于激光雷达的同时定位与地图构建方法综述[J].计算机应用研究,2020,37(2):327-332.(Wei Shuangfeng, Pang Fan, Liu Zhenbin, *et al.* A survey of lidar based slam algorithms[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(2): 327-332)
- [3] Zhang J, Singh S. Low drift and real time lidar odometry and mapping[J]. Autonomous Robots, 2017, 41(2): 401-416.
- [4] Shan T X, Brendan E. Lego-loam: Lightweight and ground optimized lidar odometry and mapping on variable terrain[C]// Proc of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2018: 4758-4765.
- [5] Zhang J, Singh S. Visual lidar odometry and mapping: low-drift, robust, and fast[C]// Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2015: 2174-2181.
- [6] Ye Haoyang, Chen Yuying, Liu Ming. Tightly coupled 3d lidar inertial odometry and mapping[C]// Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2019: 3144-3150.
- [7] Qin Chao, Ye Haoyang, Pranata C E, *et al.* LINS: A lidar inertial state estimator for robust and efficient navigation[EB/OL]. (2020) [2020-03-18]. <https://github.com/ChaoqinRobotics/LINS-LiDAR-inertial-SLAM/blob/master/LINS%20preprint.pdf>.
- [8] 李帅鑫,李广云,王力,等. Lidar/IMU 紧耦合的实时定位方法[J/OL]. 自动化学报, (2019-12-27) [2020-03-18], <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190424>. (Li Shuaixin, Li Guangyun, Wang Li, *et al.* Lidar/imu tightly coupled real time localization method[J/OL]. Acta Automatica Sinica, (2019-12-27) [2020-03-18], <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190424>.)
- [9] Behley J, Stachniss C. Efficient surfel based slam using 3d laser range data in urban environments[EB/OL]. (2018) [2020-03-18]. [https://www.researchgate.net/publication/326738252\\_Efficient\\_Surfel-Based\\_SLAM\\_using\\_3D\\_Laser\\_Range\\_Data\\_in\\_Urban\\_Environments](https://www.researchgate.net/publication/326738252_Efficient_Surfel-Based_SLAM_using_3D_Laser_Range_Data_in_Urban_Environments).
- [10] Zuo Xingxing, Geneva P, Lee W. Lic-fusion: lidar inertial camera odometry[EB/OL]. (2019) [2020-03-18]. [https://www.researchgate.net/publication/335831148\\_LIC-Fusion\\_LiDAR-Inertial-Camera\\_Odometry](https://www.researchgate.net/publication/335831148_LIC-Fusion_LiDAR-Inertial-Camera_Odometry).
- [11] Lin Jiarong, Zhang Fu. Loam livox: A fast, robust, high-precision lidar odometry and mapping package for lidars of small fov[C/OL]// Proc of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2019 (2019-09-15) [2020-03-18]. <https://arxiv.org/abs/1909.06700>.
- [12] Li Qing, Chen Shaoyang, Wang Cheng, *et al.* Lo-net: deep real time lidar odometry[C]// Proc of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2019: 8473-8482.
- [13] Zhang J, Singh S. Laser visual inertial odometry and mapping with high robustness and low drift[J]. Journal of Field Robotics, 2018, 35(8): 1242-1264.
- [14] Bogoslavskyi I, Stachniss C. Efficient online segmentation for sparse 3d laser scans[J]. Journal of Photogrammetry Remote Sensing & Geoinformation Science, 2017, 85(1): 41-52.
- [15] Cabaret L, Lacassagne L, Oudni L. A review of world's fastest connected Component Labeling Algorithms: Speed and Energy Estimation[C]// Proc of IEEE Conference on Design and Architectures for Signal and Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2014: 1-6.
- [16] Sola J. Quaternion kinematics for the error-state kalman filter[EB/OL]. (2017) [2020-3-18]. <http://www.iri.upc.edu/people/jsola/JoanSola/objectes/notes/kinematics.pdf>.
- [17] Geiger A, Lenz P, Urtasun R. Are we ready for autonomous driving? the kitti vision benchmark suite[C]// Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2012: 3354-3361.
- [18] ALOAM. [EB/OL]. (2019) [2020-03-18]. <https://github.com/HKUST-Aerial-Robotics/A-LOAM>.
- [19] Zhao Sheng, Chen Yiming, Farrell J A. High precision vehicle navigation in urban environments using an mems imu and single frequency gps receiver[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(10): 2854-2867.
- [20] Wen Weisong, Bai Xiwei, Kan Y C, *et al.* Tightly coupled gnss/ins integration via factor graph and aided by fish-eye camera[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(11): 10651-10662.