

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407925

自主泊车场景下的激光雷达和 IMU 紧耦合的 建图与定位方法

刘同龔 吴长水

(上海工程技术大学机械与汽车工程学院 上海 201620)

摘要: 针对在自主泊车环境中,仅使用激光雷达传感器,建图和定位精度受限的情况下,提出了一种基于惯性测量单元(inertial measurement unit,IMU)与激光雷达紧耦合的车辆自主泊车场景下的建图定位方法 I-LOAM。首先,在前端对点云数据进行 IMU 预积分、点云预处理,去除地面点云,降低点云规模,保证激光里程计的效率。其次,提出一种基于初始配准算法(sample consensus initial alignment,SAC-IA)粗处理和优化后的迭代最近点算法(iterative closest point,ICP)精配准的 S-ICP 算法,与 IMU 和 LiDAR 紧耦合的定位算法互为补充,为自主泊车系统提供更为灵活和精准的建图定位方案。然后,在后端融合 IMU 信息、激光里程计和回环检测信息完成地图构建。与 LeGO-LOAM 算法相比,本文所提算法的均方根误差在室外、室内和直道 3 种场景中分别降低了 45%、3%和 6%,具有更好的精度和鲁棒性,为车辆在自主泊车环境下的建图与定位任务提供精准可靠的解决方案。

关键词: 激光雷达;惯性测量单元;预积分;紧耦合;SLAM

中图分类号: TN958.98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Tightly coupled algorithm for the LiDAR and IMU in the context of autonomous parking vehicle

Liu Tongyan Wu Changshui

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: Aiming at the autonomous parking environment in which the map building and localization accuracy are limited by using only LIDAR sensors, a map building and localization method I-LOAM based on the inertial measurement unit (IMU) tightly coupled with LIDAR is proposed for autonomous vehicle parking scenarios. Firstly, IMU pre-integration of the point cloud data is performed at the front-end, point cloud preprocessing to remove the ground point cloud and reduce the point cloud scale to ensure the efficiency of laser odometry. Secondly, an S-ICP algorithm based on sample consensus initial alignment (SAC-IA) coarse processing and optimized iterative closest point (ICP) fine alignment is proposed, which complements the tightly coupled positioning algorithm with IMU and LiDAR to provide the best solution for autonomous parking. The S-ICP algorithm is complementary to the tightly coupled IMU and LiDAR localization algorithm, providing a more flexible and accurate map building and localization solution for the autonomous parking system. Then, the map is constructed by fusing IMU information, laser odometry and loopback detection information at the back-end. Compared with the LeGO-LOAM algorithm, the proposed algorithm's rms error is reduced by 45%, 3% and 6% in outdoor, indoor and straight road scenarios, respectively, with better accuracy and robustness, which provides an accurate and reliable solution for map building and localization tasks in autonomous parking environments.

Keywords: LiDAR; IMU; pre-integration; tight coupling; SLAM

0 引言

随着汽车保有量急剧攀升,城市停车难问题随之加

剧,尤其在泊车环境复杂多变的区域,自动泊车系统的研发应运而生,成为解决停车难题的关键技术突破。该系统的核心竞争力在于其即时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping,SLAM)能力,即

在未知环境中,通过车载传感器的实时观测,不仅能够精确估算车辆的位置,还能同步构建详尽的环境地图,确保车辆在任何陌生环境中都能自如定位与导航^[1-3]。

无论是室外还是室内的停车场,高精度的定位技术都是实现无人泊车服务不可或缺的基石^[4]。当前,主流的 SLAM 方案分为两大类:激光 SLAM^[5]和视觉 SLAM^[6-7],分别依赖激光雷达和摄像头进行环境感知与定位。如何在保证定位精度的同时,克服使用单一传感器 SLAM 的局限,成为未来自动泊车技术发展的重要课题^[8]。激光点云的配准过程,通常被视为构建并解决一个非线性优化问题的过程,而这个过程的配准质量对最终的定位精度具有至关重要的影响^[9]。在多线激光雷达的每次扫描过程中,它能够捕获大量的数据点,而在点云配准过程中,执行最近邻搜索是一个必要的步骤。随着扫描点数量的不断增加,所需的计算量以指数速度增长,这对算法实现实时处理构成了显著的挑战^[10]。2014 年 Zhang 等^[11]提出了一种可以实时提取特征点的精细化的激光雷达里程计(LiDAR odometer and mapping, LOAM)建图方案,计算复杂度较低,鲁棒性强。但是该方法在特征贫乏的环境中,如白墙或开阔空间,LOAM 可能难以提取足够的特征点,从而影响定位和建图的准确性。Shan 等^[9]提出了一种轻量级地面优化的激光里程计(lightweight and ground optimized LiDAR odometry and mapping, LeGO-LOAM),但在非结构化或地面特征不明显的环境中,LeGO-LOAM 的性能可能会受到影响。2019 年 Ye 等^[12]提出了一种 IMU 和 LiDAR 紧耦合的激光建图算法(LiDAR inertial odometry mapping, LIOM),能够实

现实时、低漂移和鲁棒的位姿估计,特别是在大尺度高速环境中有很好的表现,但是采用了滑窗优化,虽然精度更高,可是这也导致了运算效率较低,实时性效果较差。Shan 等^[13]提出了一种基于平滑和映射的激光雷达惯性里程计(LiDAR inertial odometry via smoothing and mapping, LIO-SAM)算法,将各种不同相对和绝对测量因子加入到系统中,选择性的引入关键帧与地图进行匹配,提高了系统实时性能,但该方法在处理过程中可能会丢失关键帧之间的特征,这可能导致信息损失,影响精度。耿磊等^[14]提出了一种结合激光雷达的多视角点云配准方法,该方法创新地集成了 IMU 以辅助点云配准。不同于传统的依赖点云数据进行配准的方式,此方法主要依靠 IMU 提供的信息来校正点云的姿态。这种方法不仅减少了对点云数据本身的依赖,还提高了配准的准确性和效率。

针对以上研究存在的问题,本文提出了一系列改进措施,主要涉及前端点云配准、后端数据融合策略以及建图方法。本文所提出的改进算法不仅可以提高点云配准的精准度,而且通过滤除地面点云,有效减轻了冗余点云对自主泊车系统定位和建图过程的不利影响。这些改进显著增强了算法在面对复杂环境时的实时性和鲁棒性。

1 本文方法

1.1 方法框架

基于激光惯导紧耦合的 I-LOAM 算法框架如图 1 所示。

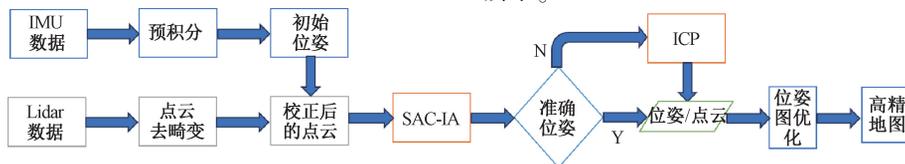


图 1 本文算法框架

Fig. 1 Algorithmic framework of this paper

本文算法框架如图 1 所示,IMU 数据被集成于算法框架的前端和后端处理流程中。该算法通过融合激光雷达里程计数据和 IMU 数据来校正和优化姿态估计。经过 IMU 预积分处理的姿态变换信息被用于建图模块,以实现当前帧点云与历史帧点云之间的精确配准。此外,在积分变换模块中,这些姿态变换信息被进一步累积和处理,以输出最终的估计位姿。

1.2 点云预处理

点云数据在自主泊车的定位和建图过程中扮演着至关重要的角色。本文采用的是 16 线 3D 激光雷达,可以获得丰富的点云信息。然而,激光雷达获取的点云数据

可能包含大量噪声等与实际应用场景无关的信息,例如在自主泊车时,地面的点云信息便属于冗余点云,对后续数据额定处理造成很大的麻烦。因此,需要在建图定位前对原始点云数据预处理。

为了提高自动驾驶平台域控制器运算效率,本文采用体素栅格化滤波算法。首先将得到的原始 3D 点云栅格化,计算每个体素内所有点的重心,之后算法用这个重心点来代表每个栅格内的所有点。从而在实现降低点云数量的同时又能保留物体的形态特征。

在降低了点云数量后,利用随机抽样一致性算法(random sample consensus, RANSAC)算法去除地面点

云,如图2所示,其算法步骤如下:1)从滤波后的点云数据中随机选择3个不共线的点;2)将选中的样本点来拟合平面的数学模型;3)评估所有点云数据中与该模型的匹配程度,将那些与模型匹配程度高(即距离平面的距离小于设定的阈值)的点定义为地面点。重复以上步骤,选择包含地面点数量最多的模型作为最终的平面估计结果。利用最终确定的平面模型,筛选出不满足平面方程的点,这些点就是去除地面点云后的非地面物体。

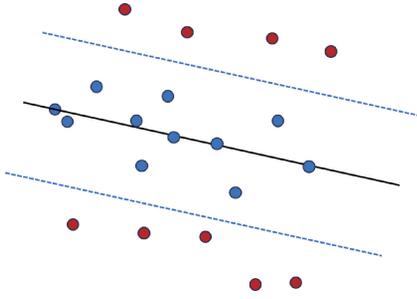


图2 RANSAC算法示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the RANSAC algorithm

1.3 IMU预积分和点云去畸变

激光雷达和IMU紧耦合方法,是指在算法的前端便融合LiDAR和IMU数据,更好地利用两者的互补优势,显著提高系统的定位和地图构建精度。IMU预积分的核心思想是在位姿调整之前,就对IMU数据进行处理和积分,这样在优化过程中就不需要每次都重新积分。

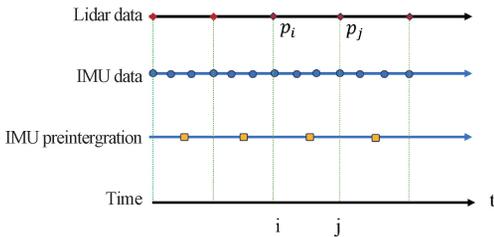


图3 IMU预积分原理

Fig. 3 IMU pre-integration principle

这种方法可以精确地描述自动驾驶平台从时间点*i*到时间点*j*的运动变化。假设两帧激光分别处于*i*、*j*时刻,期间存在多帧时间间隔为 Δt 的IMU数据,本文用预积分公式^[15]计算*i*、*j*时刻间的旋转与速度和位置的增量 ΔR_{ij}^W 、 Δv_{ij}^W 、 Δp_{ij}^W 如式(1)~(3)所示。

$$\Delta R_{Bj}^W = (R_{Bi}^W)^T R_{Bj}^W \quad (1)$$

$$\Delta v_{ij}^W = (R_{Bi}^W)^T (v_j^W - v_i^W - g^W \Delta t_{ij}) \quad (2)$$

$$\Delta p_{ij}^W = R_{Bi}^T \left(p_j - p_i - v_i \Delta t_{ij} - \frac{1}{2} g \Delta t_{ij}^2 \right) \quad (3)$$

式中: R_B^W 表示从*B*系到*W*系的旋转矩阵。

通过激光的获取频率*f*以及水平方向的分辨率*r*,能

够计算每一个激光点*p_i*获取的时刻*t_i*为:

$$t_i = t_0 + \frac{1}{f} \times \frac{1}{r} \times col(i) \quad (4)$$

式中:*t₀*为当前帧第1列点云获取时间,通常为点云的时间戳;*col(i)*为激光点在水平方向上的坐标偏移。

由式(3)和(4)可知,*p_i*去畸变后的坐标*p'_i*为:

$$p'_i = p_i + \Delta p_{i,t_i} \quad (5)$$

将式(4)应用于原始点云中的每一个点,即可获得去畸变后的点云数据,相比于原始点云,去畸变后的点云空间位置更加精确,有利于后续的点云配准和定位。

1.4 位姿配准算法S-ICP

为了同时达到精度和实时性的需求,提出了一种基于SAC-IA粗处理和优化ICP精配准的S-ICP算法。在对原始点云数据滤波和去除地面点云之后,本文首先采用SAC-IA算法对从两帧点云中提取出的特征点云进行粗略配准。这一步骤可以为两帧点云提供一个较为准确的初始位姿,如果经过这一步处理的位姿不够准确,可在此基础上进一步提高配准的精度,利用基于K-Dtree数据结构的ICP算法,对点云进行精细配准,直至获得准确的初始位姿。

1) 基于SAC-IA算法的粗配准

在粗配准阶段,本文采用快速点特征直方图^[16](fast point feature histograms, FPFH)计算出点云的特征直方图,之后使用SAC-IA算法完成初始的粗配准,获得一个初始的较为准确的位姿点云。基于SAC-IA算法的粗配准的基本原理和步骤如下:

步骤1)特征描述子计算。分别计算源点云和目标点云的FPFH特征描述子,捕捉点云中每个点的局部几何特征;

步骤2)随机选择样本点。从源点云中随机选择一定数量的点(至少3个),这些点之间需要满足最小采样距离的限制,以确保采样点的分布具有代表性;

步骤3)估计变换矩阵。对于每一对匹配点,使用随机选择的源点云中的点和目标点云中的对应点来估计一个初步的变换矩阵;

步骤4)计算误差。使用估计的变换矩阵将源点云中的点变换到目标点云的坐标系中,并计算变换后的点与目标点云中对应点的距离误差。距离误差可由Huber评价公式评价:

$$L_H(e_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} e_i^2, & \|e_i\| \leq t_E \\ \frac{1}{2} t_E (2 \|e_i\| - t_E), & \|e_i\| > t_E \end{cases} \quad (6)$$

式中: $L_H(e_i)$ 表示第*i*组对应点的匹配误差度; t_E 表示预先设定的误差阈值; e_i 表示第*i*组对应点变换后的距离差。

步骤 5) 迭代优化。重复执行以上步骤, 每次迭代都可能得到一个新的模型。在每次迭代中, 记录下内点的数量, 并与当前最佳模型进行比较;

步骤 6) 选择最佳模型。在所有迭代完成后, 选择具有最多内点的模型作为最终的估计结果, 这个模型代表了最佳的粗配准结果。

2) 优化的 ICP 算法

传统 ICP^[17] 算法, 是一种用于配准两个点云数据集的算法, 其目标是找到最佳的旋转和平移变换, 使得源点集 $P = \{p_i, i=1, 2, \dots, N_p\}$ 和目标点集 $Q = \{q_i, i=1, 2, \dots, N_q\}$ 之间的对应点之间的距离最小化。算法的核心是最小化误差函数 $E(\mathbf{R}, \mathbf{t})$, 其中 \mathbf{R} 是旋转矩阵, \mathbf{t} 是平移矩阵, 求得误差函数 $E(\mathbf{R}, \mathbf{t})$, 其值越小越好^[18]。数学上, 这个误差函数可以表示为:

$$E(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|q_i - (\mathbf{R}p_i + \mathbf{t})\|^2 \quad (7)$$

式中: q_i 和 p_i 分别表示 Q 和 P 中的一个点。

可以看出, 传统 ICP 算法的优点在于简单, 不需要进行点云的分割或者特征的提取, 在初始值比较好的情况下, 精度和收敛性都能有不错的表现, 但是在寻找最近对应点时计算的耗时会比较大, 而且只考虑了点与点之间的距离, 缺少对点云结构信息的利用^[19]。因此利用 K-D 树 (k-dimensional tree, K-Dtree) 快速搜索最近点对, 提高点云的配准效率^[20]。

算法步骤如下:

步骤 1) 将粗配准中得到的点云 P' 和 Q , 作为初始点云输入给优化过的 ICP 算法中;

步骤 2) 将待查询的点从根结点开始, 根据与各个结点的比较结果向下访问 K-DTree, 直至达到叶子结点。若 \leq 根节点的值则进入左子树, 若 $>$ 根节点的值进入右子树, 到达叶子结点时, 在当前子空间搜索距待查询点最近的点, 记录下最小距离对应的数据点, 记为当前最近邻点 N 和最小距离 D ;

步骤 3) 进行回溯操作, 查询是否有更近的“最近邻点”, 即判断未被访问过的分支里是否还有更近的点, 它们之间的距离小于 D ;

步骤 4) 重复进行上述步骤, 直至搜索路径为空, 结束搜索。

1.5 基于 LiDAR-IMU 紧耦合的定位算法流程

对于去畸变校正后得到的点云 \bar{P}_k, \bar{P}_{k+1} , 需要求得两者之间的位姿变换。若第 $k+1$ 帧的开始扫描时刻为 t_{k+1} , 该时刻 IMU 给出的位姿变换矩阵为 \mathbf{T}_{k+1}^i , 把 \mathbf{T}_{k+1}^i 作为 SAC-IA 匹配的初始位姿, 得到最终的变换矩阵 $\mathbf{T}_{k+1}^{\text{SAC}}$ 。在短时间之内, IMU 所给定的轨迹不会出现大幅度漂移, 因此可将其给定的初始位姿变换作为判据之一为:

$$\mathbf{T}_{k+1}^{\text{SAC}} - \mathbf{T}_{k+1}^i \leq \xi \mathbf{T}_{k+1}^i, \xi \in (0, 1) \quad (8)$$

式中: ξ 为与 IMU 自身精度相关的系数, 若 SAC-IA 得到的位姿变换结果在预定的范围内, 则判定为匹配成功, $\mathbf{T}_{k+1}^{\text{SAC}} = \mathbf{T}_{k+1}^i$ 。若不满足上述条件, 则进入优化后的 ICP 算法中, 进一步求得准确的位姿变化矩阵, 记为 $\mathbf{T}_{k+1}^{\text{ini}}$ 。将最终的位姿变换结果加入到激光里程计中。

1.6 基于因子图优化的全局地图构建

后端因子图优化是全局关键帧的优化, 因子图优化将 IMU 预积分因子、里程计因子等各部分因子实时插入到全局因子图中, 以最小化整个系统的误差。经过紧耦合输出的位姿加入激光里程计有助于提高点云数据的准确性, 然而, 激光雷达观测中的固有误差以及里程计估算过程中的计算误差会随时间逐渐累积。为此, 通过引入关键帧建立位姿图的约束, 并利用闭环检测将过往帧纳入优化流程, 成为消除累积误差、调整全局轨迹与地图的重要手段。另外, 通过选定关键帧生成局部地图, 并以较低频次与现有的全局地图进行精细比对, 可以持续修正里程计的偏差。与此同时, 局部地图将以增量的形式不断更新和丰富全局地图的环境细节, 最终完成全局地图的构建。

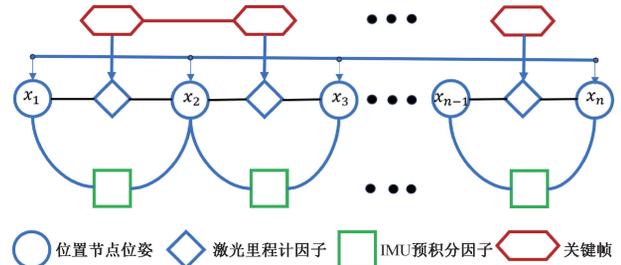


图 4 因子图优化

Fig. 4 Factor graph optimization

2 实验验证

2.1 实验平台搭建

为了验证本文提出的算法的有效性, 将其集成到了一个自动驾驶汽车的实验平台上进行了测试。自动驾驶汽车平台 (如图 5 所示), 搭载以 NVIDIA AGX Orin 为核心处理器的域控制器, 加载 Ubuntu 18.04 环境, 运行 ROS (机器人操作系统), 为感知周围环境及估算机器人位置, 应用垂直视场 30° 的禾赛雷达 PandarXT-16 线激光雷达和创恒九轴 IMU, 传感器主要参数如表 1 和 2 所示。

2.2 建图与定位精度实验

为了评估本文提出方法的性能, 设计了一系列对比试验, 涉及 LOAM、LEGO-LOAM 以及本文提出的 I-LOAM 算法。这些试验在上海工程技术大学松江校区进行。在



图 5 实验平台

Fig. 5 Experimental platforms

所有测试场景中,无人驾驶车辆的速度被控制在 10 km/h 以下,这一速度范围较为贴近于汽车在执行自主泊车操作时所面临的低速行驶条件。

表 1 激光雷达主要参数

Table 1 Main parameters of LiDAR sensor

参数	规格
测距精度	0.5 cm
水平视场角	360°
水平角分辨率	0.18°
垂直视场角	30° (-15°~15°)
垂直角分辨率	2°
扫描频率	10 Hz

表 2 IMU 主要参数

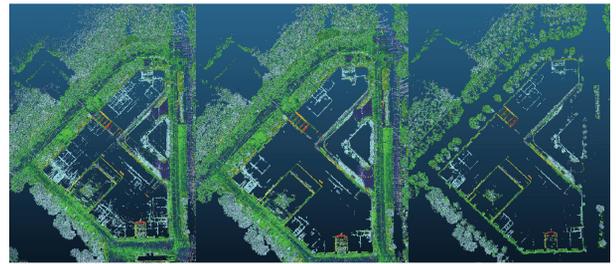
Table 2 Main parameters of IMU

参数	规格
陀螺仪测量范围	500°/h
陀螺仪零偏稳定性	25°/h
陀螺仪随机游走	0.1°/√hr
加速度计测量范围	±4 g
加速度计零偏稳定性	5 mg
加速度计随机游走	0.035°/√hr
输出速率	10 Hz

1) 建图效果

在校园环境内采集室外实验楼周围的环境的激光和 IMU 数据,并使用本文提出的 I-LOAM 算法进行地图构建。如图 6 所示,可以看出,经过点云预处理后的点云形态基本得到保留,点云数量大幅减少。滤波前试验平均每帧始点云数量为 26 127 个,经 Voxel Grid 滤波和地面点云去除后,平均每帧原始点云数量为 10 809 个,降低了 58.6%。

为了说明本方案在真实环境中的效果,首先评估有无 IMU 耦合在建图模块上的差异。实验环境是闭环带



(a) 初始点云 (b) 滤波后点云 (c) 去除地面后的点云
(a) The initial point cloud (b) The point cloud after filtering (c) The point cloud after removing ground

图 6 点云预处理效果

Fig. 6 The effect of point cloud preprocessing

有室外停车场的校园道路,平台的移动速度约为 10 km/h。为客观评价各个方案的建图差异,不进行闭环检测,定性比较各个方案建图之间的差异。

LOAM 方案在进行建图时,未将 IMU 数据纳入耦合处理,会导致激光里程计轨迹与建图之间出现重影现象。这一问题在图 7 中得到了直观展示。

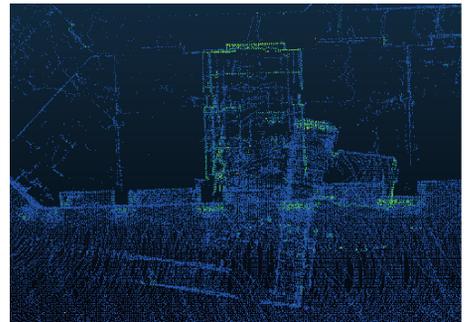


图 7 LOAM 建图效果

Fig. 7 LOAM algorithm building effect

与 LOAM 方案相比,本文采用了激光雷达与 IMU 的紧密耦合方案。此外,通过引入改进的点云配准算法 S-ICP,显著提高了点云配准的精度。这些改进直接促进了最终建图质量的显著提升。I-LOAM 建立的点云地图如图 8 所示。

2) 定位效果

接下来比较 LOAM、Lego-LOAM 和本文提出的 I-LOAM 的定位效果,多角度地反映定位的精度。首先对 3 种方案的轨迹差异,做定性的对比。由于 Lego-LOAM 方案产生较大漂移,轨迹效果较差,故此处仅比较 LOAM 和 I-LOAM 的轨迹,分别如图 9 和 10 所示。能够发现在上方闭环位置处的轨迹差异,已用方框标出,LOAM 方案无法正确形成闭环,轨迹无法闭合。I-LOAM 轨迹完整,且闭环效果优于 LOAM 方案。

然后对 3 种方案的定位轨迹差异做定量的对比。LOAM、Lego-LOAM 和本文方案 I-LOAM 的绝对位姿误

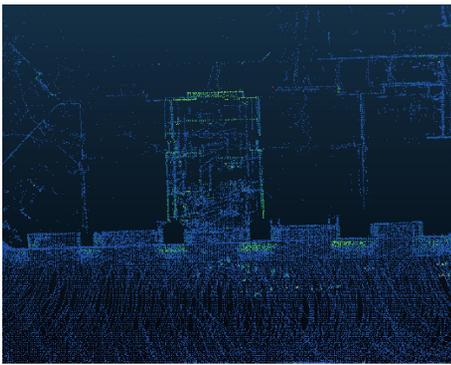


图 8 I-LOAM 建图效果

Fig. 8 I-LOAM algorithm building effect

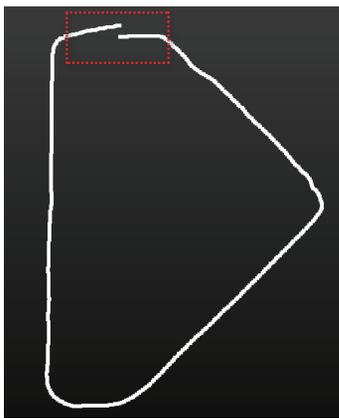


图 9 LOAM 轨迹

Fig. 9 LOAM positioning trajectory



图 10 I-LOAM 轨迹

Fig. 10 I-LOAM positioning trajectory

文所提 I-LOAM 算法的 APE 值均明显低于其余两种算法,性能较优。从表 3 可知,在 3 个自主泊车的场景中,本文所提 I-LOAM 算法和 LEGO-LOAM 算法的轨迹均方根误差比仅采用激光传感器的 LOAM 算法提升明显。采用紧耦合的 I-LOAM 算法比松耦合的 LEGO-LOAM 算法,在室外、室内和直道 3 种场景下均有提升,分别提升了 45%,3%,6%。分析可得,I-LOAM 算法在室内和直道场景下有小幅提升,在室外大范围场景下提升最为明显,这可能是由于本文所提的算法在位姿配准阶段是根据特征描述子进行运算,故而在特征明显的室外环境下精度提升较高。

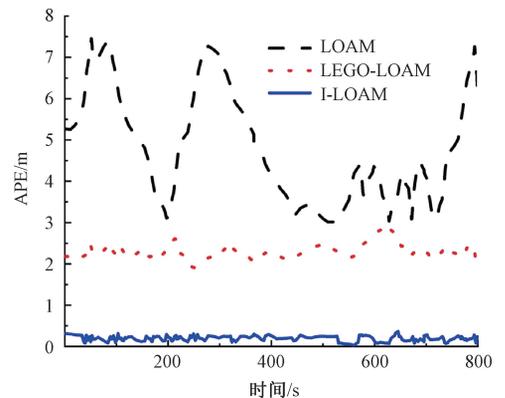


图 11 APE 对比

Fig. 11 APE comparisons

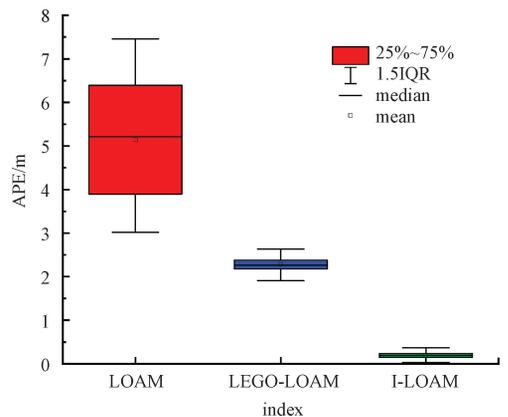


图 12 APE 对比

Fig. 12 APE comparisons

表 3 算法的均方根误差

Table 3 RMSE of the algorithm (m)

场景	LOAM	Lego-LOAM	I-LOAM
室外停车场	1.625	0.523	0.286
室内停车场	1.105	0.162	0.157
校园直道	1.049	0.136	0.128

差(APE)如图 11 和 12 所示,APE 是估计位姿误差和真实误差之间的直接差值,可以非常直观地反应算法精度和轨迹差异。3 种方案录制的泊车轨迹与 GNSS 录制的真实轨迹间的均方根误差如表 3 所示。由图 11 和 12 可知,LOAM 算法由于仅使用激光雷达单一传感器定位,所以位姿误差最大,APE 值最大达到 7.45 m。而采用了本

3 结 论

本文针对自主泊车场景中,仅使用激光雷达传感器,建图与定位效果受限的问题,提出了一种基于IMU与LiDAR紧耦合的自主泊车场景下的定位方法,即I-LOAM算法。I-LOAM算法通过在前端引入IMU预积分和点云预处理,有效降低了点云数据的规模,提高了激光里程计的效率。同时,提出的S-ICP算法在位姿配准方面与IMU和LiDAR的紧耦合定位算法互为补充,为自主泊车系统提供了更为灵活和精准的定位方案。实验结果表明,I-LOAM算法在点云预处理、位姿配准、以及全局地图构建方面均表现出色。在成功去除地面点云和噪声之后,点云数据的数量显著降低,这不仅提高了计算效率,而且还保留了点云形态的基本特征。相比于LOAM和LeGO-LOAM,本文所提算法I-LOAM具有更好的精度和鲁棒性,可以为自主泊车的车辆提供满足精度的建图与定位。

在未来的工作中,将在本文算法的基础上融合视觉传感器,这可以大幅增强本文算法在直道和室内场景下的精度。由于在室内和直道环境下的环境特征较少,在这两种场景下的精度提升不太明显,因此未来将视觉和激光雷达进行融合,利用视觉传感器从环境中获得更多丰富的特征信息,以期大幅提升本文算法在室内和直道场景下的精度和鲁棒性,为自主泊车提供适用性更强的SLAM方案。

参考文献

- [1] DURRANT-WHYTE H, BAILEY T. Simultaneous localization and mapping: Part I[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2006, 13(2): 99-110.
- [2] YU L, ZHENG M, OU W, et al. Optimization and system implementation of outdoor laser SLAM algorithm for mobile robot based on multi sensor fusion[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(2): 48-55.
- [3] ZHANG S M, ZHI Y S, LU S Y, et al. Monocular vision SLAM research for parking environment with low light[J]. *International Journal of Automotive Technology*, 2022, 23(3): 693-703.
- [4] 付林, 郑佳楠, 何洪磊, 等. 面向大型室内场景的无人机三维激光雷达解耦SLAM方法[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(13): 96-103.
FU L, ZHENG J N, HE H L, et al. A decoupled SLAM approach for UAV 3D LiDAR for large indoor scenes[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 45(13): 96-103.
- [5] 孙伟, 曾豪霆, 张小瑞, 等. 基于点云强度和地面约束的大范围激光SLAM[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(4): 66-75.
SUN W, ZENG H T, ZHANG X R, et al. Large-scale laser SLAM based on point cloud intensity and ground constraints[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(4): 66-75.
- [6] 刘钰嵩, 何丽, 袁亮, 等. 动态场景下基于光流的语义RGBD-SLAM算法[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(12): 139-148.
LIU Y S, HE L, YUAN L, et al. Semantic RGBD-SLAM algorithm based on optical flow in dynamic scenes[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(12): 139-148.
- [7] 万睿哲, 张鹏, 刘鹏. 改进ORB特征提取环节的视觉SLAM算法[J]. *国外电子测量技术*, 2024, 43(4): 55-61.
WAN R ZH, ZHANG P, LIU P. Visual SLAM algorithm for improving ORB feature extraction session[J]. *Overseas Electronic Measurement Technology*, 2024, 43(4): 55-61.
- [8] 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.
- [9] SHAN T, ENGLT B. LeGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized Lidar odometry and mapping on variable terrain[C]. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2018: 4758-4765.
- [10] QIN C, YE H, PRANATA C E, et al. LINS: A lidar-inertial state estimator for robust and efficient navigation[C]. *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2020: 8899-8906.
- [11] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time[J]. *Robotics: Science and Systems*, 2014, 2(9): 1-9.
- [12] YE H, CHEN Y, LIU M. Tightly coupled 3D Lidar inertial odometry and mapping[C]. *International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2019: 3144-3150.
- [13] SHAN T, ENGLT B, MEYERS D, et al. LIO-SAM: Tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping[C]. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2020: 5135-5142.
- [14] 耿磊, 曹春鹏, 肖志涛, 等. 基于激光雷达的多视角点云配准方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(12): 476-483.

- GENG L, CAO CH P, XIAO ZH T, et al. Multiview point cloud registration method based on laser rada[J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2022, 59(12): 476-483.
- [15] FORSTER C, CARLONE L, DELLAERT F, et al. On-manifold preintegration for real-time visual-inertial odometry[C]. IEEE Transactions on Robotics, 2017: 1-21.
- [16] RUSU R B, BLODOW N, MARTON Z C, et al. Aligning point cloud views using persistent feature histograms[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2008: 3384-3391.
- [17] POMERLEAU F, COLAS F, SIEGWART R, et al. Comparing ICP variants on real-world data sets[J]. Autonomous Robots, 2013, 34(3): 133-148.
- [18] YANG Y, LI J, WANG Y, et al. Research on point cloud registration algorithm based on NDT and feature point detection[J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2022, 59(8): 198-204.
- [19] HAN J D, YIN P, HE Y, et al. Enhanced ICP for the registration of large-scale 3D environment models: An experimental study[J]. Sensors, 2016, 16(2): 228.
- [20] ZHANG J, YAO Y, DENG B. Fast and robust iterative

closest point[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(7): 3450-3466.

作者简介



刘同龔, 2020 年于山东理工大学获得学士学位, 现为上海工程技术大学硕士研究生, 主要研究方向为激光 SLAM。

E-mail: 202837845@qq.com

Liu Tongyan received the B. Sc. degree from Shandong University of Technology in 2020. He is now a M. Sc. candidate at Shanghai University of Engineering and Technology (SUET). His main research interest includes laser SLAM.



吴长水(通信作者), 2009 年于上海交通大学获得博士学位, 现为上海工程技术大学教授, 主要研究方向为自动驾驶、汽车电子。

E-mail: wuchangshui@sues.edu.cn

Wu Changshui (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Shanghai Jiaotong University in 2009. He is now a professor at Shanghai University of Engineering and Technology (SUET). His main research interests include autonomous driving, automotive electronics, and automotive technology.