

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210081

车载 LiDAR-IMU 外参联合标定算法^{*}

黄 平¹, 胡 超¹, 张 宁², 薛 冰¹

(1. 哈尔滨工程大学智能科学与工程学院 哈尔滨 150001; 2. 中国电子科技集团公司第五十四研究所 石家庄 050000)

摘 要:为提高 LIO-SAM 算法的定位精度, 本文从 LiDAR-IMU 外参标定方面开展研究, 针对现有的传感器标定算法在车载条件下标定精度低的缺点, 提出一种新的车载传感器联合标定算法。针对车载条件下自由度低导致俯仰、横滚方向约束建立不充分的问题, 利用车辆的大范围运动轨迹消除平移参数影响, 使用正态分布变换 (NDT) 和迭代最近点 (ICP) 的点云匹配算法快速得到旋转参数初值, 提高俯仰角和横滚角的标定精度。针对粗标定过程中激光里程计存在漂移以及没有标定平移外参的问题, 对基于点云优化的全参数标定方案进行改进, 利用转弯区域构建对平移外参的约束, 结合统计误差平均效应和位移约束构建新的目标函数, 迭代优化后得到全参数标定结果。实验结果表明, 加入了外参标定模块的 LIO-SAM 算法的定位精度提升了 1.74%~5.92%。

关键词: LiDAR/IMU; 定位; 传感器标定; 点云优化

中图分类号: TH86 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Vehicle-mounted LiDAR-IMU external parameter joint calibration algorithm

Huang Ping¹, Hu Chao¹, Zhang Ning², Xue Bing¹

(1. College of Intelligent Systems Science and Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;
2. 54th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Shijiazhuang 050000, China)

Abstract: To improve the localization accuracy of the LIO-SAM algorithm, the LiDAR-IMU external parameter calibration is studied in this article. To address the low calibration accuracy of existing sensor calibration algorithms in vehicle-mounted conditions, a new joint calibration algorithm is proposed for vehicle sensors. Due to the low degree of freedom under vehicle conditions, the constraints of pitch and roll direction are not established sufficiently. To solve this problem, we first eliminate the influence of translation parameters by using a wide range of vehicle trajectories. Then, the normal distributions transform and iterative closest point algorithm are used to quickly obtain the initial values of rotation parameters. Furthermore, the calibration accuracy of pitch angle and roll angle is improved. In the coarse calibration process, the LiDAR odometer drifts and translation external parameters are not calibrated. Therefore, we further implement the full parameter calibration scheme based on the point cloud optimization method and make some enhancements. In this scheme, the turning region is utilized to construct constraints on the translation external parameters. Then, we combine the statistical error average effect and the displacement constraint to construct a new objective function. Finally, the full parameter calibration results are obtained by iterative optimization. Compared with the original LIO-SAM algorithm, experimental results show that the localization accuracy of LIO-SAM algorithm with external parameter calibration module is improved by 1.74%~5.92%.

Keywords: LiDAR/IMU; localization; sensor calibration; point cloud optimization

0 引 言

近年来,随着自动驾驶技术的不断发展,其在提升车辆行驶的安全性、减少交通事故率、满足更高层次的市场需求等方面取得了重大突破。其中,同步定位与建图

(simultaneous localization and mapping, SLAM) 技术是自动驾驶的基础,该技术可以利用周围的环境信息建立地图,并基于建好的地图进行定位^[1]。SLAM 完全依靠自身携带的传感器,对各种未知环境的适应能力强,相比于传统的惯导、卫星导航等方法具有很大优势。

收稿日期: 2022-07-06 Received Date: 2022-07-06

^{*} 基金项目: 中央高校基本科研业务费 (3072022QBZ0401) 项目资助

以激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)作为主要传感器的方法由于其具有高分辨率、视场宽、不受光照变化影响等优点,已成为目前 SLAM 技术中最稳定、主流的方法^[2]。同时,以 LiDAR 为主的方法也具有一定局限性,首先是为了解决点云畸变、走廊或开阔环境中特征相似和稀疏的问题, LiDAR 通常会与惯导进行融合,但传感器间的外参矩阵标定精度会极大影响数据关联的准确性^[3]。由于人工测得的传感器外参一般并不准确,所以利用传感器数据从算法层面计算准确外参具有重要意义。此外,在室外环境中获取的点云数据会因为设备精度、环境变化、电磁波衍射特性、被测物体表面性质变化等因素不可避免地出现噪声点^[4]。这些噪声点对特征提取、点云匹配等过程都会产生影响。

多传感器的外参标定方法根据是否依赖外界已知物体信息分为目标辅助方法和自校准方法。由于目标辅助法需要人为建立标志物,增加了成本并引入了额外误差^[5],且在某些情况下传感器可能需要频繁自动校准以保持系统精度,所以在依赖人工设备无法完成实时校准的前提下,基于点云优化或手眼标定的自校准方法具有重要意义^[6]。为实现传感器外参自校准, Jian 等^[7]提出通过引入高斯混合模型代替原始点云和将统计差异度作为优化函数的方式提高点云匹配精度,从而提高标定精度。罗志锋等^[8]充分利用载体在直线和旋转运动中的不同轨迹特点进行标定,但因无人车无法实现复杂运动而只能求解平面参数。Levinson 等^[9]提出利用 GPS/IMU 组合系统将所有激光点云进行融合,经过迭代优化将融合损耗降到最低,最终得到待求参数,但算法计算量非常大。Han 等^[10]提出建立基于 ICP 匹配的激光雷达位姿和组合系统的位姿之间的约束,并采用最小二乘求解得到外参,但对传感器独立估计轨迹的精度要求颇高。针对无人车灵活性差导致约束建立困难的问题, Yu 等^[11]提出采用大范围运动标定旋转参数,小范围运动标定平移参数的策略,实现无需已知对象的自校准,但大规模运动存在位置误差累积,进而影响标定精度。Liu 等^[12]针对依赖人工目标的不足,结合点线面球柱等多个特征提出一种更加灵活的现场标定方法并获得了更为精确的标定结果,但并未解决车辆平面移动导致的自由度缺失问题。Lyu 等^[13]建立了连续时间框架,使每个 LiDAR 数据都能够获得较精准的惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)数值,并且提出了能够提升 LiDAR 位姿求解精度的点与曲面关联方法,但该框架依赖于结构性强的室内环境。

综合上述文献可知,目前的自校准方法具有算法复杂度、对结构化环境要求较高、车载条件下约束建立困难以及标定精度低的缺点。本文针对这些缺点提出一种新的车载传感器联合标定算法。首先利用车辆大范围运动可以忽略平移外参的影响,通过正态分布变换(normal

distributions transform, NDT) + 迭代最近点算法(interactive closest point, ICP)的点云匹配方式进行旋转外参快速粗标定。然后利用车辆转弯运动对传感器平移外参建立强约束,结合统计误差平均效应和位移约束构建新的目标函数,使用改进的点云优化算法进行全参数标定。此外,在点云优化之前筛选出具有代表性的特征点以减小计算量和提高计算精度。最后,通过定性分析和定量分析实验验证了本文所提出算法对外参标定精度的提升。

1 基于大范围轨迹的旋转参数快速粗标定

本文在 LIO-SAM^[14]的基础上提出一种改进的 SLAM 算法框架,其主要构成如图 1 所示。激光雷达和 IMU 数据一方面作为 LIO-SAM 算法的原始数据输入,另一方面用于 LiDAR-IMU 外参联合标定,外参标定模块分为旋转参数粗标定和全参数标定两个部分。标定结果作为已知参数输入到 LIO-SAM 系统中,用于后续的定位与建图。

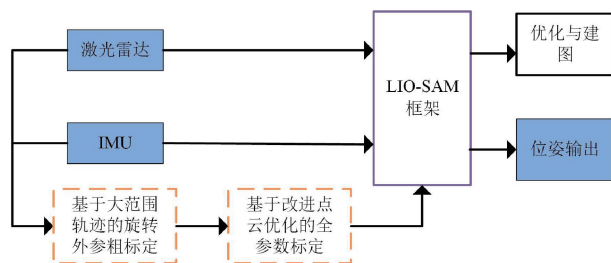


图 1 改进的 LIO-SAM 算法框架

Fig. 1 The improved LIO-SAM algorithm framework

传统多传感器标定方案在载体只能进行三自由度运动的情况下存在的问题。虽然百度 Apollo 利用剧烈旋转条件下车体发生形变的原理打破平面约束,但给驾驶的安全性和可操作性带来一定挑战。受到文献[10]的启发,根据车辆运动特点,将标定过程分解成旋转参数粗标定和参数全标定两部分。旋转参数粗标定部分利用车辆容易生成的大范围轨迹,基于手眼标定原理并引入点云匹配的概念加速求解旋转参数;在已知旋转外参初值的基础上进行参数全标定,考虑到只有在车辆转弯时才能构建平移外参的约束,因此在数据处理过程中加入转弯限制。另外,针对点云迭代优化过程容易陷入局部最优的问题,建立新的目标函数,使得算法兼顾速度和精度。

1.1 基于轨迹的旋转外参标定原理

利用机器人手眼标定法可以求解得到 LiDAR 和 IMU 之间的外参矩阵,手眼标定计算公式为:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{R}_l & \mathbf{t}_l \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R}_x & \mathbf{t}_x \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_x & \mathbf{t}_x \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R}_l & \mathbf{t}_l \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{R}_l$ 和 $\mathbf{t}_l$ 表示 GPS/IMU 组合导航系统位姿变化, $\mathbf{R}_L$ 和 $\mathbf{t}_L$ 表示 LiDAR 里程计位姿变化, $\mathbf{R}_x$ 和 $\mathbf{t}_x$ 为待求旋转和平移外参。假设载体做纯平移运动, 则式(1)中的 $\mathbf{R}_l$ 和 $\mathbf{R}_L$ 为单位阵, 手眼标定公式简化为:

$$\mathbf{t}_l = \mathbf{R}_x \mathbf{t}_L \quad (2)$$

由上式可知, 当载体做纯平移运动时 LiDAR 与组合导航系统的轨迹之间只相差旋转 $\mathbf{R}_x$, 因此, 旋转外参标定问题转化为求解不同传感器轨迹间的旋转量。然而实际情况下, 载体不会只做平移运动, 如图 2 所示, 在转弯过程中由于杆臂的存在, LiDAR 与组合导航系统的轨迹形状并不相同。图中定义 $\{L\}$ 系和 $\{I\}$ 系的间距为 l , $C\{L\}$ 和 $C\{I\}$ 的夹角为 φ , $\{I\}\{L\}$ 和 $\{I\}C$ 间夹角为 θ , $\{I\}$ 的转弯半径为 r_l , φ 角的计算公式为:

$$\varphi = \arcsin\left(\frac{l \sin \theta}{\sqrt{l^2 + r_l^2 - 2lr_l \cos \theta}}\right) \quad (3)$$

当 $\theta = 90^\circ$ 时, $\varphi_{\max}$ 通过下式计算得到:

$$\varphi_{\max} = \arcsin\left(\frac{l}{\sqrt{l^2 + r_l^2}}\right) \quad (4)$$

由式(4)可知, $\varphi_{\max}$ 会随着 r_l 的增大迅速减小, 当 $l = 1 \text{ m}$, $r_l = 500 \text{ m}$ 时, $\varphi_{\max} = 0.1146^\circ$ 。并且通常 $\theta < 90^\circ$, 所以当载体轨迹半径足够大时, 就能忽略平移外参的影响, 式(2)仍然成立。

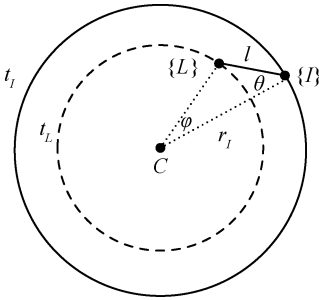


图2 传感器运动轨迹

Fig. 2 Sensor trajectory

1.2 基于点云匹配的目标函数求解

首先基于 LOAM 算法^[15] 获得较为准确的 LiDAR 里程计, GPS/IMU 组合导航系统提供载体的准确轨迹, 然后对 GPS/IMU 数据插值, 使其与 LiDAR 里程计数据在时间轴上对齐, 构建出 n 组约束。

文献[10]针对两条轨迹中的一系列位置构建出如式(5)所示的优化函数, 采用内点法(IPM)优化求解, 但大范围轨迹会构建大量约束, 导致优化算法耗时较长。此外, LiDAR 里程计的大范围轨迹含误差, 基于该轨迹求解粗旋转参数没必要消耗大量算力。

$$\zeta = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{R}_x \mathbf{t}_i^L - \mathbf{t}_i^I\|^2 \quad (5)$$

本文所提出算法将两条轨迹中的位置抽象成两个点云, 将目标函数求解问题转化为两个点云间的姿态变化, 通过 NDT+ICP 的点云匹配方式求解 $\mathbf{R}_x$ 。首先将目标点云占据的空间划分为固定大小的体素, 并计算各体素的多维正态分布均值和方差, 如式(6)和(7)所示。

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \quad (6)$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \frac{1}{n-1} \sum (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \quad (7)$$

然后通过旋转外参 $\mathbf{R}_x$ 将源点云转换到目标点云的体素空间中, 计算源点云中所有点的概率密度之和, 建立如式(8)所示的目标函数:

$$\text{Score} = \sum \mathbf{e}^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{u})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x}-\mathbf{u})} \quad (8)$$

使用高斯牛顿法优化目标函数使得 Score 的值最大, 收敛后得到旋转外参 $\mathbf{R}_x$ 。

将 NDT 匹配计算的初始 $\mathbf{R}_x$ 作为 $\mathbf{R}_0$ 对源点云做旋转变换, 得到各个点在目标点云中的最邻近点。根据源点云和目标点云中的匹配点对计算矩阵 $\mathbf{H}$:

$$\mathbf{H} = \sum_{i=1}^n \hat{\mathbf{p}}_i \hat{\mathbf{p}}_i^T, \begin{cases} \hat{\mathbf{p}}_s^i = \mathbf{p}_s^i - \bar{\mathbf{p}}_s \\ \hat{\mathbf{p}}_t^i = \mathbf{p}_t^i - \bar{\mathbf{p}}_t \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\bar{\mathbf{p}}_s$ 和 $\bar{\mathbf{p}}_t$ 表示源点云和目标点云质心。最后对矩阵 $\mathbf{H}$ 做 SVD 分解, 得到旋转外参 $\mathbf{P}_x$, 重复几次 ICP 匹配计算, 直到 $\mathbf{R}_x$ 收敛。如式(10)所示:

$$\mathbf{H} = \mathbf{U} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{V}^T, \mathbf{R}^* = \mathbf{R}_x = \mathbf{V} \mathbf{U}^T \quad (10)$$

2 基于点云优化的全参数标定

由于 LiDAR 里程计在大范围运动时会出现漂移, 因此, 上一节的标定算法只能得到粗略的结果。本节在已知粗旋转参数的前提下, 对基于点云优化的标定算法进行了改进, 通过分析平移参数的约束条件, 提出新的环境约束和目标函数。此外, 筛选出具有代表性的特征点以减小计算量并提高精度。改进的全参数标定算法如图 3 所示, 相较于以 Lidar_align 为代表的点云优化方案, 改进算法在原有框架的基础上增加了①②③三个模块。

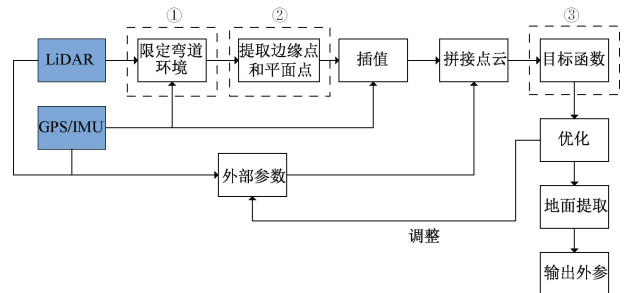


图3 改进的全参数标定算法

Fig. 3 The improved full parameter calibration algorithm

2.1 限定弯道环境

如图 4 所示,当载体处于转弯过程中,由于杆臂效应,相邻惯导的位移与相邻 LiDAR 的位移不等。由点云优化标定原理可知,点云 P_L 经过外参矩阵 T_L^l 转到 $\{I\}$ 系,利用组合系统的位姿变化 $t_{I_0}^l$ 变换到 $\{I_0\}$ 系得到 $P_{L_0}^l$ 。同理,可以将相邻时刻的 $P_{L'}$ 经过 $T_{L'}^l$ 和 $t_{I_0}^{l'}$ 转换到 $\{I_0\}$ 系中得到 $P_{L'}^l$ 。最后在 $\{I_0\}$ 系中基于 $P_{L_0}^l$ 和 $P_{L'}^l$ 存在大量公共区域,运用统计误差平均效应求解得到 T_L^l 。

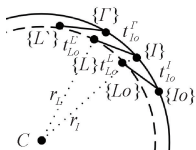


图 4 传感器轨迹差异

Fig. 4 Sensor trajectory difference

而在平移外参未知时,无法通过位姿变换将相邻两帧点云统一到初始惯导系 $\{I_0\}$ 中。即在载体转弯处利用传感器轨迹差异对平移外参建立了强约束。故将标定过程限制在弯道环境能够提高算法效率和准确性。

环境限定的具体过程如下:

- 1) 基于 GPS/IMU 数据插值得到每帧 LiDAR 数据起始时刻对应的 IMU 陀螺仪数据;
- 2) 根据 z 轴陀螺仪数据判断载体是否进行旋转运动;
- 3) 根据步骤 2) 判定结果,移除非旋转运动的 LiDAR 数据。

2.2 提取点云特征

基于点云优化的标定算法需要融合所有的 LiDAR 点云数据,通过迭代计算最小化目标函数,但 LiDAR 的庞大数据量会导致算法耗时长。为提升算法效率,Lidar_align 中使用随机采样的方式降低点的数量,虽然通过这种方式大幅削减了点的数量,但未能改变原始点云不具备区别性和稳定性的缺点。因此,本节在对点云做随机采样之前,提取出能够体现物体特征的角点和平面点。

首先剔除点云中的平行点和遮挡点。如图 5 所示,当激光射线几乎和物体平行时,射线被拉长会导致数据出现很大误差,平行点的判定如式 (11) 所示。由于 LiDAR 处于图中所示的移动过程中,图中 E 点以及虚线部分会在后续数据中消失,故需要将遮挡点作为异常值移除,其判定公式如式 (12) 所示。若满足公式条件,则将 EFGH 点均标记为遮挡点。式中 r_x 表示激光点的深度值, $roll(\cdot)$ 表示激光点所在线数。

$$diff_1 > \alpha r_B \& diff_2 > \alpha r_B, \begin{cases} diff_1 = \|r_A - r_B\| \\ diff_2 = \|r_C - r_B\| \end{cases} \quad (11)$$

$$r_E - r_D > \beta \& |roll(r_E) - roll(r_D)| < 10 \quad (12)$$

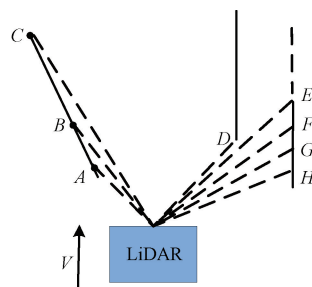


图 5 平行点和遮挡点示意图

Fig. 5 Illustration of parallel points and occlusion points

然后通过计算激光点的平滑度来提取点云中的角点和平面点,平滑度计算如式 (13) 所示。

$$C = \sum_{k=x,y,z} (X_{i-n,k}^L + \dots + X_{i-1,k}^L + X_{i+1,k}^L + \dots + X_{i+n,k}^L - 2n \times X_{i,k}^L)^2 \quad (13)$$

角点与周围点距离差较大,计算得到的曲率值大,即平滑度高;平面点与周围点距离差较小,计算得到的曲率值较低,即平滑度低。因此,可以设置平滑度阈值来提取角点和平面点。

2.3 重构目标函数

基于点云优化的标定算法旨在通过不断更新外参矩阵,使得拼接后的点云中每个点的 k 邻近误差最小。其目标函数如式 (14) 所示。

$$error = \sum_{i,j=1, i \neq j}^k \|P_i - P_j\|^2 \quad (14)$$

其核心思想是搜索每个点的最近点并累计求得误差和,但搜索最近点的方式受噪声影响大且容易陷入局部极值。因此,在原来的基础上添加 Lidar 和惯导的位移约束,构建新的目标函数,如式 (15) 所示。

$$error = \sum_{i,j=1, i \neq j}^k \|P_i - P_j\|^2 + \sum_{s=1}^{n-1} \|f(T_L^s P_{L_s}, T_L^s P_{L_{s+1}}) - T_{I_s}^{l_{s+1}}\|^2 \quad (15)$$

其中, s 表示 LiDAR 帧数, $f(T_L^s P_{L_s}, T_L^s P_{L_{s+1}})$ 表示相邻帧 LiDAR 位置变化通过 T_L^l 转换到惯导坐标系, $T_{I_s}^{l_{s+1}}$ 表示与 LiDAR 对应的组合导航位置变化。

由于缺乏 z 轴方向的运动,基于上述方法无法求解传感器 z 轴平移参数。本文通过拟合 LiDAR 点云中的地面点,利用式 (16) 求解 LiDAR 相对地面高度,并与组合导航系统安装高度做差后得到粗略的 z 轴平移参数,即 $z = |H_L - H_I|$ 。

$$H_L = \sum_{g=1}^m z(P_g) / m \quad (16)$$

3 实验验证

为了验证车载传感器联合标定方法对 SLAM 算法性能的提升,本节对传统标定算法和联合标定算法进行对比试验。首先对标定算法进行分步解析,通过定性分析证明标定结果具备有效性;然后,结合传统标定算法进行定量分析,对比证明所提出算法的优越性。评估算法性能使用的数据集为室外城市环境中的自测数据集。

如图 6 所示,实验验证基于无人车实验平台,其主要由测试车、激光雷达和光纤组合导航系统组成。激光雷达型号为 32 线三维激光雷达 Velodyne HDL_32E,测距范围 100 m,垂直角度范围 41.33°,水平角度范围 360°,扫描频率 5~20 Hz。光纤组合导航系统型号为 XW-G17660,该系统采用多传感器技术将卫星定位与惯性测量相结合。组合导航系统的航向精度为 0.05°,姿态精度为 0.03°,位置精度为 2 cm+1×10⁻⁶,数据更新频率可选 1 Hz/5 Hz/10 Hz/100 Hz。惯导原始数据与 LiDAR 数据结合用于 LIO-SAM 算法定位与建图,组合导航系统用于在标定过程中提供准确的 IMU 位姿以及在定位实验中提供轨迹参考值。

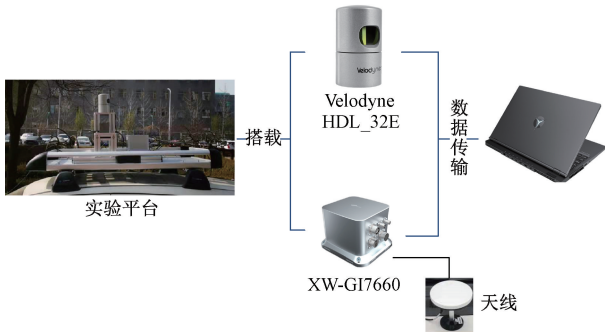


图 6 无人车实验平台

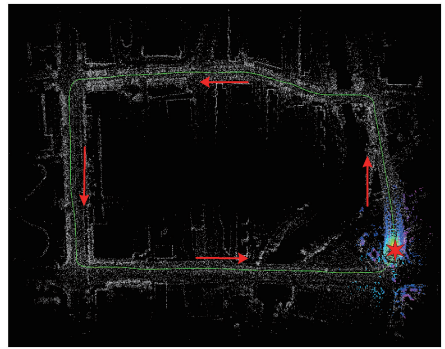
Fig. 6 The unmanned vehicle experiment platform

基于无人车平台在封闭厂区环境和城市道路环境采集了两组数据。

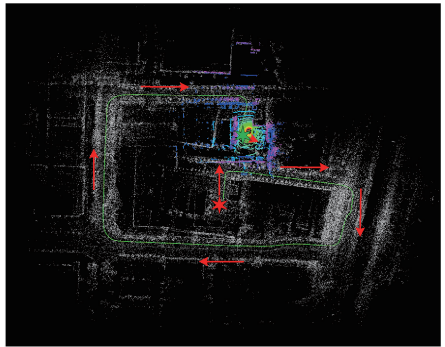
数据 1:含移动障碍物的封闭厂区环境,基于 LOAM 算法得到如图 7(a)所示的整体地图,整个采集过程载体移动距离约为 1.5 km,总用时约 307 s。

数据 2:含移动障碍物的闭环城市环境,基于 LOAM 算法得到如图 7(b)所示的整体地图,整个采集过程载体移动距离约为 1.0 km,总用时约 198 s。

因为本文提出的车载传感器联合标定算法工作在离线标定模式,并没有实时性要求,所以将上述自测数据集的平均车速设置在 20 km/h 左右,以获得良好的车载传感器数据,过高的车速则可能导致标定精度下降。



(a) 数据1地图
(a) Data1 map



(b) 数据2地图
(b) Data2 map

图 7 自测数据集整体地图

Fig. 7 Self-test dataset map

3.1 定性分析验证

基于自测数据 1,通过 SLAM 算法得到局部 LiDAR 轨迹,同时将 GPS/IMU 组合导航系统的经纬度数据转换为直角坐标系下的坐标,得到组合系统局部轨迹;然后使用旋转外参粗标定方法求解旋转参数 R_{x0} ,基于 R_{x0} 对 LiDAR 轨迹进行旋转,与参考轨迹对齐。传感器原始轨迹如图 8 的上部分所示,对齐后的轨迹如图 8 的下部分所示。图中展示了对齐前与对齐后传感器轨迹的俯视和侧视对比图。可以明显看出由于传感器间存在旋转外参导致原始轨迹并不重合。

由图 8 中的对比可知,基于粗旋转参数能够将两条传感器轨迹较好地对齐重合,证明了粗标定结果的有效性。另外,从图 8 中可以看出 LiDAR 轨迹与参考轨迹间存在横滚角和俯仰角的偏差,可以将其归因于两方面的影响。一是 LiDAR 轨迹大范围移动出现了漂移;二是传感器间存在肉眼无法辨认的安装角误差。

根据第 2 节所述的改进点云优化全标定方案,迭代求解后利用标定结果将全部有效点统一在组合系统初始位置坐标系中,得到如图 9 所示的拼接点云。基于准确外参拼接成的点云能够清晰反应当前环境,证明了全标定结果的有效性。

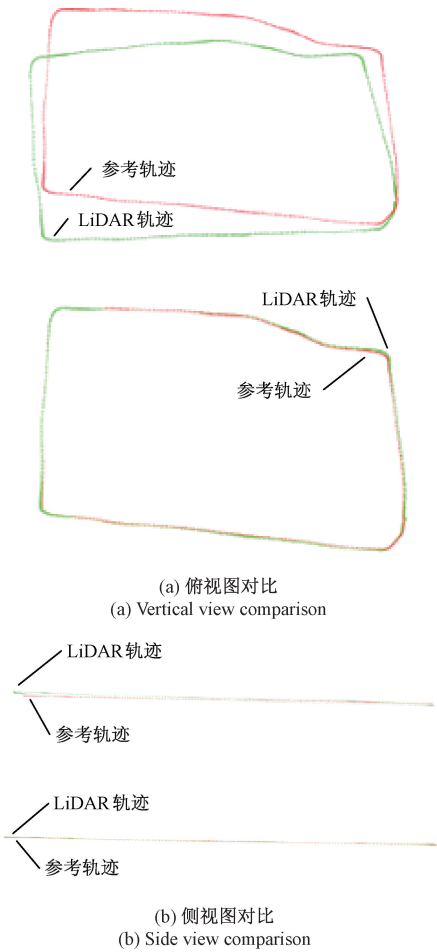


图 8 原始轨迹(上)与对齐轨迹(下)对比图
Fig. 8 Comparison of the original trajectory and the aligned trajectory

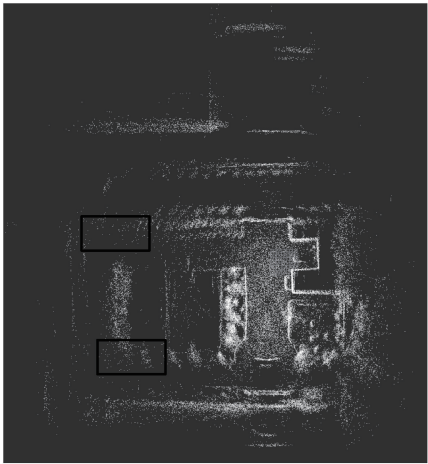


图 9 点云拼接结果
Fig. 9 Point cloud stitching result

为更直观地展示出点云拼接效果,提取出图 9 中黑色框框定的局部位置。如图 10 所示,通过图中的对比可

以看出,传感器外参标定前的拼接点云图整体模糊,甚至存在重影,而参数标定后的拼接点云图特征清晰,基本消除了重影和变形,由此可以证明本文提出标定算法的结果是合理的。

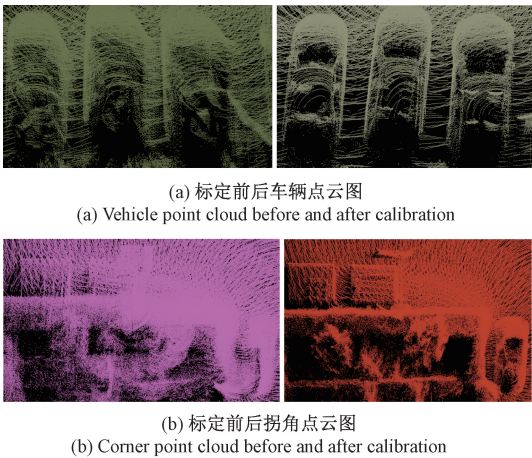


图 10 点云拼接局部效果对比图
Fig. 10 Local stitching point cloud effect comparison

3.2 定量分析验证

本小节对传统标定算法和联合标定算法进行对比实验,为方便表述,设定方案 1 为基于点云优化的标定算法,方案 2 为基于手眼标定的标定算法,方案 3 为基于轨迹的改进车载手眼标定算法,方案 4 为本文提出的车载传感器联合标定算法。基于自测数据 1 和自测数据 2 得到的 4 种方案的运行时间和标定结果如表 1 所示。

表 1 运行时间及标定结果							
Table 1 Running time and calibration results							
参数	方案 1		方案 2		方案 3	方案 4	参考
数据	1	2	1	2	1、2	1、2	-
R_x	0.075	0.064	1.026	1.490	-0.754	0.206	0
R_y	0.440	0.380	0.219	-0.043	-0.189	0.501	0
R_z	-7.801	-7.333	-6.891	-5.400	-7.933	-8.351	-8.200
T_x	0.002	0.001	0.050	0.050	-0.023	0.080	0.090
T_y	0.100	0.100	0.200	0.200	-0.085	0.175	0.250
T_z	0.005	0.002	0.250	0.250	0.231	0.231	0.300
耗时/h	3.52	7.05	25.63	61.97	0.15	0.45	-

从算法运行耗时角度分析,方案 4 相较于方案 1 和方案 2 运行效率得到明显提升。虽然方案 4 比方案 3 耗时长,但其牺牲部分效率换取更高精度的结果是可以接受的。从外参标定结果分析,虽然方案 1 的俯仰角误差最小,但其平移参数误差过大;虽然方案 2 的横滚角误差最小,但其俯仰角和航向角误差过大,都超过了 1°;方

案 4 的航向角误差和 x 方向平移误差都最小,综合考虑之后,方案 4 的标定结果最优。此外,因为本文提出的车载传感器联合标定算法为自校准算法,无需依赖外界已知参考物,所以标定结果受测试环境影响较小。

由于传感器平台存在安装误差,得到的外参考值不是绝对准确。这里将不同方案的标定结果引入 LIO-SAM 算法后基于自测数据集得到载体轨迹,通过定位结果对标定算法的性能做进一步验证。本文使用估计轨迹与真实轨迹的均方根误差 (RMSE) 和标准差 (SD) 来评价定位效果,其中真实轨迹由组合导航系统提供,如前所述,组合导航系统具有 $2\text{ cm}+1\times10^{-6}$ 的定位精度,能够提供可靠的轨迹参考值。表 2 综合显示了不同轨迹的均方根误差和标准差对比结果。

表 2 基于不同标定算法的轨迹误差对比
Table 2 Comparison of trajectory errors based on different calibration algorithms m

方案	自测数据 1		自测数据 2	
	RMSE	SD	RMSE	SD
LIO-SAM	2.684 6	1.654 6	2.123 3	1.478 8
方案 1	2.747 1	1.747 9	2.102 8	1.465 6
方案 2	2.736 7	1.698 7	2.319 5	1.643 3
方案 3	2.717 7	1.698 0	2.105 3	1.468 8
方案 4	2.525 8	1.549 2	2.086 3	1.454 4

从表 2 可以看出方案 4 的定位精度和数据稳定性都要优于其他方案,基于自测数据 1 相比于未标定算法在精度上提升了 0.158 8 m,基于自测数据 2 相比于未标定算法在精度上提升了 0.024 4 m。基于自测数据 2 的定位精度提升较小,是因为自测数据 2 中存在的动态物体数量小于自测数据 1,算法基于激光雷达得到的定位结果偏好,引入更好的惯导数据对算法性能的提升作用有限。

通过算法耗时、标定结果、轨迹均方根误差和标准差等数据的对比,可以证明本文提出的车载传感器联合标定算法相较于传统标定算法在精度上得到了提高,算法耗时得到有效控制。但本文提出的算法也存在一定的局限性和不足,首先是只能通过 LiDAR 相对地面高度与 IMU 安装高度做差得到粗略的 z 轴平移参数,其次在算法耗时上还有进一步提升的空间。

4 结 论

为提高 LIO-SAM 算法的定位精度,本文从车载传感器标定方面入手,针对现有的传感器标定算法在车载条件下标定精度低的缺点,提出一种新的车载传感器联合标定方案。

为解决车载条件下自由度低导致俯仰、横滚方向约束建立不充分的问题,引入基于大范围轨迹的标定方案,利用传感器获得的运动轨迹重合原理实现传感器间旋转参数粗标定,提高了俯仰角和横滚角的标定精度。为解决粗标定过程中激光里程计存在漂移以及只能标定旋转参数的问题,改进了基于点云优化的全参数标定方案。该算法在旋转参数初值已知的基础上,将转弯区域的全部特征点统一到初始惯导系后利用迭代优化目标函数的方式对所有参数进行估计。整个过程在不大幅增加标定时间的同时,提升了旋转参数标定精度以及完成了对平移参数的标定。

此外,室外环境中动态物体的存在会给点云匹配的精度带来影响,未来的研究将在此基础上考虑如何去除环境中的动态物体,实现高动态环境下的准确、鲁棒的定位算法。

参考文献

[1] 周治国, 曹江微, 邸顺帆. 3D 激光雷达 SLAM 算法综述[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(9):13-27.
ZHOU ZH G, CAO J W, DI SH F. Overview of 3D lidar SLAM algorithms [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(9): 13-27.

[2] 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 ZH, 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.

[3] 刘今越, 唐旭, 贾晓辉, 等. 三维激光雷达-相机间外参的高效标定方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11):64-72.
LIU J Y, TANG X, JIA X H, et al. High efficient extrinsic parameter calibration method of 3D LiDAR-camera system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(11): 64-72.

[4] HAN X F, JIN J S, WANG M J, et al. A review of algorithms for filtering the 3D point cloud[J]. Signal Processing: Image Communication, 2017, 57: 103-112.

[5] LIU W I, LI Y. Error modeling and extrinsic-intrinsic calibration for LiDAR-IMU system based on cone-cylinder features[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2019, 114: 124-133.

[6] SHANG E K. An efficient calibration approach for arbitrary equipped 3-D lidar based on an orthogonal normal vector pair[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2015, 79(1): 21-36.

[7] JIAN B, VEMURI B C. Robust point set registration

- using gaussian mixture models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 33(8): 1633-1645.
- [8] 罗志锋, 张轲, 王志刚, 等. 激光测距传感器在自主导航小车中的位置标定[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(6): 280-287.
- LUO ZH F, ZHANG K, WANG ZH G, et al. Pose calibration of laser range finder in automated guided vehicle[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(6): 280-287.
- [9] LEVINSON J, THRUN S. Unsupervised calibration for multi-beam lasers[C]. Experimental Robotics. Springer, Berlin, Heidelberg, 2014: 179-193.
- [10] HAN D, XU Y, LI H, et al. Calibration of extrinsic parameters for three-di-mensional lidar based on hand-eye model[J]. Opto-Electronic Engineering, 2017, 44(8): 798-804.
- [11] YU W X, CHEN L, YAN F, et al. Improved vehicle LiDAR calibration with trajectory-based hand-eye method[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 23(1): 215-224.
- [12] LIU W, LI Z, MALEKIAN R, et al. A novel multifeature based on-site calibration method for LiDAR-IMU system [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 67(11): 9851-9861.
- [13] LYU J, XU J, HU K, et al. Targetless calibration of lidar-imu system based on contin-uous-time batch estimation[C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2020: 9968-9975.
- [14] SHAN T, ENLOT 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.
- [15] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time [C]. Robotics: Science and Systems, 2014, 2(9): 1-9.

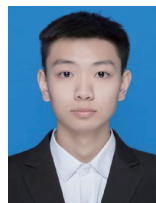
作者简介



黄平, 2003 年于哈尔滨工程大学获得学士学位, 2006 年于哈尔滨工程大学获得硕士学位, 2010 年于哈尔滨工程大学获得博士学位, 现为哈尔滨工程大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为舰船飞行器导航及传感技术。

E-mail: hppmonkeyking@163.com

Huang Ping received his B. Sc. degree, M. Sc. degree, and Ph. D. degree all from Harbin Engineering University in 2003, 2006 and 2010, respectively. He is currently an associate professor and a Ph. D. advisor at Harbin Engineering University. His main research interests include navigation and sensing technology of ship aircraft.



胡超, 2021 年于成都信息工程大学获得学士学位, 现为哈尔滨工程大学在读硕士研究生, 主要研究方向为多传感器信息融合 SLAM。

E-mail: moore_hc@qq.com

Hu Chao received his B. Sc. degree from Chengdu University of Information Technology in 2021. He is currently a postgraduate student at Harbin Engineering University. His main research interests include multi-sensor information fusion SLAM.



张宁, 2019 年于哈尔滨工程大学获得学士学位, 2022 年于哈尔滨工程大学获得硕士学位, 现为中国电子科技集团公司第五十四研究所工程师, 主要研究方向为激光惯性 SLAM。

E-mail: 17703279027@163.com

Zhang Ning received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Harbin Engineering University in 2019 and 2022, respectively. He is currently an engineer at the 54th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation. His main research interests include LiDAR-inertial SLAM.



薛冰 (通信作者), 2003 年于哈尔滨工程大学获得学士学位, 2006 年于哈尔滨工程大学获得硕士学位, 2013 年于哈尔滨工程大学获得博士学位, 现为哈尔滨工程大学讲师、硕士生导师, 主要研究方向为无线电导航和嵌入式系统。

E-mail: xuebing@hrbeu.edu.cn

Xue Bing (Corresponding author) received his B. Sc. degree, M. Sc. degree, and Ph. D. degree all from Harbin Engineering University in 2003, 2006, and 2013, respectively. He is currently a lecturer and a master advisor at Harbin Engineering University. His main research interests include radio navigation and embedded system.