DOI: 10.3901/JME.2021.20.206

基于传感器融合里程计的相机与激光雷达 自动重标定方法*

彭 湃 耿可可 殷国栋 庄伟超 刘帅鹏 徐利伟

(东南大学机械工程学院 南京 211189)

摘要: 智能驾驶车辆行驶环境复杂多样, 不可避免地导致传感器相对位姿发生变化, 此时需要进行重新标定。针对智能驾驶车辆的相机和激光雷达发生漂移后的重标定问题, 提出一种基于传感器融合里程计的自动重标定方法。基于点云投影和图像配准原理建立基准点云和观测图像之间的 3D-2D 点对, 利用 N 点透视投影得到平移尺度不准的相机运动; 通过融合估计的激光雷达运动来恢复准确尺度的相机运动, 并将基准点云根据相机运动转换到观测位置下, 与观测点云通过点云配准求解变换矩阵, 使用时域均值滤波得到最终的外参矩阵。基于智能驾驶车辆试验平台进行室内外实车试验。结果表明所提出的基于传感器融合里程计的方法无需设置标定板, 不受环境和数据特征限制, 能够实现相机和激光雷达的精确重标定, 对传感器漂移具有较高的鲁棒性。

关键词: 智能驾驶车辆; 相机和激光雷达; 传感器漂移; 传感器融合里程计; 重标定

中图分类号: U463

Automatic Recalibration of Camera and LiDAR Using Sensor Fusion Odometry

PENG Pai GENG Keke YIN Guodong ZHUANG Weichao LIU Shuaipeng XU Liwei

(School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189)

Abstract: The driving environment of the intelligent vehicle is complex and diverse, which inevitably leads to the change of the relative pose of the sensors. Aiming to solving the problem of recalibration after the drift of camera or LiDAR equipped on the intelligent vehicle, the automatic recalibration method using sensor fusion odometry is proposed. First, based on the principle of point cloud projection and image registration, the 3D-2D point correspondences between the reference point cloud and the observed image are established, and the camera motion with inaccurate translation scale is estimated by the Perspective-n-Point method; Then, the accurate camera motion is recovered by fusing the estimated LiDAR motion, the reference point cloud is transformed to the observation position using the camera motion, and registrated with the observation point cloud, the final extrinsic parameter is obtained using the average filtering method. Finally, the real vehicle experiments are implemented in indoor and outdoor scenario on an intelligent vehicle. The results show that the proposed sensor fusion odometry based method does not need to set up the calibration board, and is unrestricted with the environment and data features. It is able to achieve accurate recalibration of camera and LiDAR, and has high robustness to sensor drift.

Key words: intelligent vehicle; camera and LiDAR; sensor drift; sensor fusion odometry; recalibration

0 前言

智能驾驶车辆利用多模态传感器来精确、全面

地理解道路环境信息, 以实现安全决策与控制^[1]。相机作为智能车辆基础感知器件, 能够提供绝大部分环境信息, 但相机易受外界光照影响且无法获取目标的深度信息^[2]; 激光雷达通过主动发射和接收激光阵列来获取环境三维几何信息, 在一定程度上能够弥补相机的缺陷, 但是由于激光雷达点云数据

* 国家自然科学基金资助项目(51975118, 52025121)。20210121 收到初稿, 20210425 收到修改稿

固有的稀疏特性, 无法捕捉到精细的物体纹理与形状特征^[3]。因此, 很多研究通过融合相机与激光雷达的互补特征以鲁棒地感知周围交通状况, 如目标检测^[4]、目标追踪^[5]、三维重建^[6,7]等等, 而两传感器之间精确的外参标定是实现智能车辆融合感知的前提^[8]。

相机与激光雷达的外参标定通过寻找两者坐标系之间的刚体变换矩阵, 来获取对被测对象的一致性解释与描述, 使两坐标系对应点的对齐误差最小^[9-11]。传统方法^[12]依赖人工手动选取和匹配相机图像二维像素点与激光雷达点云三维点, 将外参标定转化为 n 点透视(Perspective- n -point, PnP)问题进行求解。但是该方法需要较多 2D-3D 点对才能获得较为准确的标定结果, 由于激光雷达点云的稀疏性, 精确地提取特征点对往往费时费力; 且对应点的精度在很大程度上受到标定人员的经验影响, 鲁棒性差。

为减少人工干预, 提高标定精度, 很多自动标定算法通过在标定环境中放置标定板来提取不同模式传感器的共同特征。其中, 棋盘板的应用最为广泛。WANG 等^[13]根据激光雷达点云反射率与棋盘格图案颜色的线性关系, 结合棋盘全尺寸模型来估计棋盘三维角点, 由此将外参标定转化为 3D-2D 匹配问题。AN 等^[14]利用带有矩形孔的棋盘板, 结合边界约束和均值近似建立单线激光雷达和相机之间的几何映射关系进行标定。ITAMI 等^[15]通过激光雷达水平和垂直采样, 构造附加的点-面约束, 解决了文献[16]中对棋盘板姿态敏感的问题。文献[17-18]仅需对多个不同位姿和距离的棋盘板进行单次采样即可获得标定参数, 避免了上述方法需要人工移动标定板的问题。

除棋盘板之外, CHAI 等^[19]利用增强现实标记直接从相机获取标定板角点的三维坐标, 同时根据标定板边缘点云估计激光雷达坐标系下的角点三维坐标, 通过 Kabsch 算法求解两坐标系间的变换矩阵。另外, 文献[20]尝试使用不带任何图案的标定板, 其思想与文献[12]类似, 通过建立图像二维点与激光雷达三维点之间的几何映射来求解外参矩阵。XIE 等^[22]和 CAI 等^[23]分别在标定板上构造了正方形开口和凹陷三面体, 以在单次观测中获取更多的特征点对。

但是, 基于标定板的方法需要布置标定环境且较依赖人为操作, 不适用于现场标定, 降低了智能驾驶车辆的自治性^[24]。为此, 很多自动标定方法着眼于不使用标定板进行相机和激光雷达的外参标

定。GONG 等^[25]利用结构化环境中的三面体, 如相邻的墙壁和地面, 建立相机、激光雷达和三面体坐标系之间的几何约束, 来求解两传感器间的变换关系。CUI 等^[26]和 BROWN 等^[27]通过提取并对齐图像和点云中的对应直线段, 来获取相机和激光雷达之间的旋转和平移矩阵, 但是这种方法必须在具有很多直线特征的场景中(如建筑、室内等)才有效。

因此, 为减小对环境特征的依赖, 增强算法鲁棒性, PANDEY 等^[28]基于互信息(Mutual information, MI)理论建立激光雷达点云反射率与对应的图像灰度值之间的联合分布直方图, 通过最小化离散度来获取正确的变换矩阵。但是这种方法依赖传感器特定的数据, 而点云反射率数据质量受激光雷达光学系统性能限制, 图像灰度易受光照条件(如环境阴影)影响, 算法鲁棒性较低。

智能车辆行驶环境复杂多样, 车身振动可能造成传感器漂移, 即传感器相对位姿变化; 或传感器维修后, 重新安装于智能车辆上, 两传感器间的相对位姿同样难免发生变化。在上述情况下, 原先标定良好的外参矩阵不再适用, 此时需要进行重新标定。若使用基于标定板的方法对相机和激光雷达进行重标定, 毫无疑问是比较费时费力的, 且不适用于现场标定; 若使用不基于标定板的方法, 其表现又在很大程度上受到环境和数据特征的限制, 鲁棒性差。

因此, 本文提出一种基于传感器融合里程计的相机与激光雷达自动重标定方法, 该方法完全由数据驱动, 不需要设置任何标定板, 且不受环境和数据特征约束。首先, 将激光雷达点云统一转换至相机坐标系下, 利用迭代最近点算法(Iterative closest point, ICP)求解激光雷达运动, 同时基于 SIFT 算法进行相机图像配准, 建立 3D 点云和 2D 点云投影点之间的几何关系, 利用 N 点透视投影算法得到平移尺度不准的相机运动; 然后, 融合激光雷达运动恢复准确尺度的相机运动, 由此利用点云变换和配准求得重标定外参。最后, 基于智能驾驶车辆平台在室内外环境下进行了相机与激光雷达自动重标定试验, 考虑了观测次数和传感器漂移程度对算法性能的影响。

1 问题描述

激光雷达和相机的外参标定就是估计激光雷达坐标系到相机坐标系的刚体变换矩阵, 即通过旋转

矩阵 c_lR 和平移向量 ${}^c_l t$,将激光雷达坐标系下的一点 P_l 转换到相机坐标系下

$$P_c = {}^c_l R \cdot P_l + {}^c_l t \quad (1)$$

式中, ${}^c_l R \in SO(3)$; ${}^c_l t \in \mathbf{R}^3$; $P_l = (X_l, Y_l, Z_l)^T$; $P_c = (X_c, Y_c, Z_c)^T$, 为 P_l 对应的相机坐标系下的三维点, 下标 l 、 c 分别表示激光雷达和相机坐标系, ${}^c_l(\cdot)$ 表示由激光雷达坐标系到相机坐标系的变换。

相机和激光雷达已预先校准, 即其内参已知, 相机的成像过程即通过相机的内参矩阵 K 实现相机坐标系下三维点 P_c 到二维像素点 p_{uv} 的映射。根据式(2)将激光雷达三维点投影到像素坐标系下。在三维到二维的变换过程中, p_{uv} 丢失了距离尺度信息 s , s 对应 P_c 的距离值 Z_c , 整个标定过程如图1所示。

$$s \cdot p_{uv} = K \cdot P_c = K \cdot ({}^c_l R \cdot P_l + {}^c_l t) \quad (2)$$

式中, $p_{uv} = (u, v, 1)^T$, $(u, v)^T$ 为 P_l 对应的像素坐标系下的二维像素点。

图1 相机与激光雷达外参标定示意图

图2a为激光雷达点云根据式(2)在图像上的投影结果, 投影点的颜色变化表示其距离远近, 可以看出标定准确的情况下, 两传感器目标信息表达一致。但是, 在智能驾驶车辆行驶过程中, 车身会由于路面激励产生振动和冲击, 在崎岖道路上更为频繁和明显; 而相机和激光雷达通常通过底座固定在车身上, 在传感器受到冲击后可能发生漂移; 或者传感器经过维修之后, 重新装回到车辆上, 都会导致相机与激光雷达的相对位姿发生变化。在这种情况下, 原先经过精确标定的传感器系统的外参矩阵已不再适用当前传感器的位姿, 即无法对齐相机坐标系和激光雷达坐标系, 导致点云在图像上的投影出现偏差, 如图2b所示。

(a) 标定准确

(b) 传感器漂移

图2 点云投影图

此时相机和激光雷达需要重新标定, 以恢复对目标的一致性解释。而基于标定板的标定方法需要布置标定环境、耗费时间, 不适用于现场标定; 基于环境和数据特征的标定方法, 因为其算法自身限制, 对标定场景和数据类型有特定要求, 适应性和稳健性差。所以, 本文的目标就是在已标定的相机和激光雷达相对位姿发生偏移时, 解决不用标定板、适应性和鲁棒性强的相机和激光雷达外参重标定问题。

2 基于传感器融合里程计的自动重标定方法

在解决相机和激光雷达的自动重标定问题之前, 需要对该问题作出合理假设。

(1) 由于视觉感知更符合驾驶员特性, 所以本方法中的相对位姿变化假设激光雷达发生了漂移, 相机位姿保持不变。

(2) 在通常情况下, 相机和激光雷达通过螺栓固定在基座上, 这限制了传感器的3个平移自由度。因而, 即使发生第1节所述的传感器漂移, 也只有旋转分量上的变化, 平移部分为0。

在此前提下, 本文提出一种基于传感器融合里程计的相机与激光雷达自动重标定方法, 首先利用标定良好的相机和激光雷达, 即在传感器相对位姿未发生改变时, 在基准位置(即任一具有一定标志物的环境)记录基准观测数据; 当激光雷达发生漂移后, 即明显观测到激光雷达点云投影出现偏移, 将智能车辆驾驶至基准位置进行重标定。

本文所提出的重标定方法的总体思路如图3所示, 首先为统一坐标变换, 将激光雷达点云转换至相机坐标系下, 然后基于图像配准和点云配准原理, 利用相机和激光雷达融合里程计获取真实尺度的相机运动, 并由此将基准位置的基准点云数据转化到观测位置下, 最后使用迭代最近点优化计算观测点云到基准点云的变换矩阵, 并利用时域均值滤波得到最终的外参矩阵。所提出的重标定算法完全由数

据驱动, 无需设置标定板, 没有环境特征和数据特征的限制, 即可在任一具有一定标志物的环境下利用二维图像与三维点云信息实现精确标定, 算法 1 概述了整个重标定流程, 其中 $(\cdot)_b$ 、 $(\cdot)_o$ 分别表示在基准位置和观测位置下, $(\cdot)_o^b$ 表示观测位置下正确外参对应的基准位置。

图3 基于传感器融合里程计的重标定算法框架

算法 1: 基于传感器融合里程计的相机与激光雷达自动重标定算法

输入: 相机和激光雷达基准数据与观测数据

基准外参矩阵 $({}^c_o R \ {}^c_o t)$

相机内参 K

输出: 重标定外参矩阵 $({}^b_o R \ {}^b_o t)$

- 1: for 第 i 帧点云和图像数据 do
- 2: 根据式(1)将点云转换到相机坐标系下, 通过点云配准估计激光雷达的运动 $({}^c_o R \ {}^c_o t)$
- 3: 由图像配准得到单应性矩阵 H , 根据传感器融合里程计估计相机运动 $({}^b_o R \ {}^b_o t)$
- 4: while not $E\left(\begin{smallmatrix} b \\ c \end{smallmatrix} R \begin{smallmatrix} c \\ o \end{smallmatrix} R\right) - E\left(\begin{smallmatrix} b \\ c \end{smallmatrix} R \begin{smallmatrix} c \\ o \end{smallmatrix} R\right) < t$ do
- 5: 将基准点云转换到观测位置下
- 6: 使用ICP算法优化计算观测点云到基准点云的变换矩阵 $({}^b_o R \ {}^b_o t)$
- 7: end while
- 8: end for
- 9: $\left(\begin{smallmatrix} b \\ c \end{smallmatrix} R \ \begin{smallmatrix} b \\ c \end{smallmatrix} t\right) \leftarrow \text{Average}\left(\begin{smallmatrix} b \\ c \end{smallmatrix} R \ \begin{smallmatrix} b \\ c \end{smallmatrix} t\right)$
- 10: return $({}^b_o R \ {}^b_o t)$

2.1 激光雷达运动估计

在估计激光雷达运动之前, 需要对点云进行预处理。激光雷达原始点云数据中有大量的地面点, 这些地面点缺乏几何特征, 会对点云配准产生不利影响, 所以本文采用平面拟合法^[29]将地面点滤除; 此外, 远处的点特征较弱、噪声较多, 同样对配准无益, 因此也需要滤除; 为进一步降低计算成本, 提升点云配准收敛速度, 采用体素网格划分^[30]降低点云密度, 同时也可以减弱点云噪声。

为便于构建传感器融合里程计, 将基准位置和观测位置下的激光雷达点云 P_b 、 P_o 根据式(1)按照基准外参矩阵 $({}^c_o R \ {}^c_o t)$ 分别转换到对应相机坐标系下 P_{cb} 、 P_{co} , 然后使用 ICP 算法求解基准点云到观测点云的运动矩阵 $({}^c_o R \ {}^c_o t)$, 即

$$\arg \min_{{}^c_o R \in SO(3), {}^c_o t \in \mathbb{R}^3} \frac{1}{2} \sum \left\| ({}^c_o R \cdot P_{cb} + {}^c_o t) - P_{co} \right\|^2 \quad (3)$$

2.2 传感器融合里程计

如图4所示为传感器融合里程计示意图。首先, 基于图像配准原理, 使用 SIFT 算法^[31]从基准图像和观测图像中提取特征点, 计算特征描述子, 并进行匹配, 由此可以得到基准图像到观测图像的单应性矩阵 H 。通过单应性矩阵 H , 基准图像能够投影到观测图像上, 且两图像中的对应目标点重合, 即基准图像像素点 p_{uvb} 和对应的观测图像像素点 p_{uvo} 之间存在

$$p_{uvo} = H \cdot p_{uvb} \quad (4)$$

图4 传感器融合里程计示意图

结合式(2)、(4), 基准图像上的基准点云投影点可根据下式变换到观测图像上

$$s \cdot p_{uvo} = H \cdot K \cdot P_{cb} = H \cdot K \cdot ({}^c_o R \cdot P_b + {}^c_o t) \quad (5)$$

根据式(5)可以建立基准相机坐标系下的三维点云和观测图像上的二维像素点的对应关系

$$s \cdot p_{uvo} = K \cdot \left(\begin{smallmatrix} b \\ c \end{smallmatrix} R \cdot \left({}^c_o R \cdot P_b + {}^c_o t \right) + \begin{smallmatrix} b \\ c \end{smallmatrix} t \right) \quad (6)$$

这是一个 PnP^[32]问题, 可通过最小化重投影误差来估计基准相机坐标系到观测相机坐标系的变换矩阵, 利用 Levenberg-Marquardt 优化算法进行求解

$$\arg \min_{{}^c_o R \in SO(3), {}^c_o t \in \mathbb{R}^3} \sum \left| \frac{1}{s} \cdot K \cdot \left(\begin{smallmatrix} b \\ c \end{smallmatrix} R \cdot \left({}^c_o R \cdot P_b + {}^c_o t \right) + \begin{smallmatrix} b \\ c \end{smallmatrix} t \right) - p_{uvo} \right| \quad (7)$$

由此可以估计出相机运动 $({}^c_o R \ {}^c_o t)$, 但是其平移分量是不准确的, 需要恢复准确的相机平移运动

尺度 s' , 所以基准位置下相机坐标系点云 P_{c_b} 和观测位置下相机坐标系点云 P_{c_o} 的关系可表示为

$$\begin{cases} P_{c_o} = {}^{c_o}_{c_b}R \cdot P_{c_b} + s' \cdot {}^{c_o}_{c_b}t \\ P_{c_o} = {}^{c_o}_{c_b}R \cdot P_{c_b} + {}^{c_o}_{c_b}t \end{cases} \quad (8)$$

式中, ${}^{c_o}_{c_b}R$ 可视为传感器漂移的旋转部分; ${}^{c_o}_{c_b}t$ 为传感器漂移的平移分量, ${}^{c_o}_{c_b}t=0$ 。

此外, 由第 2.1 节可知

$$P_{c_o} = {}^{c_o}_{c_b}R \cdot P_{c_b} + {}^{c_o}_{c_b}t \quad (9)$$

结合式(8)和(9), 可得

$${}^{c_o}_{c_b}R \cdot P_{c_b} + {}^{c_o}_{c_b}t = {}^{c_o}_{c_b}R \cdot {}^{c_b}_{c_o}R \cdot P_{c_b} + {}^{c_o}_{c_b}R \cdot s' \cdot {}^{c_b}_{c_o}t \quad (10)$$

由式(11)可以得到准确的相机平移运动

$$s' \cdot {}^{c_b}_{c_o}t = {}^{c_b}_{c_o}R^{-1} \cdot {}^{c_o}_{c_b}t \quad (11)$$

式中, ${}^{c_b}_{c_o}R = {}^{c_o}_{c_b}R \cdot {}^{c_b}_{c_o}R$ 。虽然此处求得了传感器漂移的旋转分量 ${}^{c_b}_{c_o}R$, 但是由于点云和图像配准误差和数据噪声, 无法直接应用于最终的外参标定。

2.3 外参估计

根据估计的准确尺度的相机运动, 将基准相机坐标系下的点云 P_{c_b} 转换到观测位置下得到 P_{c_o} , 将其作为观测位置下的基准点云; 然后将相机坐标系下的观测点云 P_{c_o} 与基准点云 P_{c_b} 进行配准, 得到 $\begin{pmatrix} {}^{c_b}_{c_o}R & {}^{c_b}_{c_o}t \end{pmatrix}$ 。据此, 结合估计的相机和激光雷达运动矩阵的旋转分量, 通过式(12)判断外参是否收敛

$$E\left(\begin{pmatrix} {}^{c_b}_{c_o}R & {}^{c_b}_{c_o}t \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} {}^{c_o}_{c_b}R & {}^{c_o}_{c_b}t \end{pmatrix}\right) - E\left(\begin{pmatrix} {}^{c_b}_{c_o}R \end{pmatrix}\right) < t \quad (12)$$

式中, $E(\cdot)$ 将旋转矩阵转化为欧拉角; t 为所设阈值。

若不满足收敛条件, 则将 ${}^{c_b}_{c_o}R$ 代入式(11), 重新更新相机的平移运动尺度, 然后将基准点云通过更新的相机运动转换到观测位置下, 重新进行点云配准, 并判断收敛, 据此迭代。

当收敛条件满足时, 储存当前估计的 $\begin{pmatrix} {}^{c_b}_{c_o}R & {}^{c_b}_{c_o}t \end{pmatrix}$, 继续处理下一帧基准与观测数据。使用时域均值滤波对所估计的外参进行滤波, 对于旋转矩阵, 首先将其转化为四元数 ${}^{c_b}_{c_o}q$, 计算四元数的平均值 ${}^{c_b}_{c_o}\bar{q}$, 之后再将其转为旋转矩阵 ${}^{c_b}_{c_o}\bar{R}$

$${}^{c_b}_{c_o}\bar{q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n {}^{c_b}_{c_o}q_i \quad (13)$$

$${}^{c_b}_{c_o}\bar{R} = \frac{{}^{c_b}_{c_o}\bar{q}}{\|{}^{c_b}_{c_o}\bar{q}\|} \quad (14)$$

对于平移向量, 其平均值可直接计算

$${}^{c_b}_{c_o}\bar{t} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n {}^{c_b}_{c_o}t_i \quad (15)$$

最终所求的外参矩阵

$$\begin{pmatrix} {}^cR & {}^ct \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} {}^{c_b}_{c_o}\bar{R} & {}^{c_b}_{c_o}\bar{t} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} {}^cR & {}^ct \end{pmatrix} \quad (16)$$

3 实车试验与分析

3.1 试验设置

试验采用自主搭建的智能驾驶车辆平台进行数据采集, 如图 5 所示, 所使用的传感器安装在车顶上, 包括一台禾赛 Pandar40P 激光雷达和一台高清工业相机。

图 5 智能驾驶车辆试验平台

试验分别在室外和室内环境下进行。试验流程如下。

(1) 利用准确标定的相机和激光雷达记录当前位置(即基准位置)下的基准点云和图像数据。

(2) 在基准位置附近(即观测位置)记录观测点云和图像数据, 此举主要为模拟传感器漂移后将智能车辆驾驶至基准位置进行重标定。观测位置的选择以基准图像为参考, 为保证标定效果, 观测图像与基准图像的视差不宜过大。

(3) 使用本文提出的基于传感器融合里程计的方法进行重标定。

试验过程中, 需要定量改变传感器的相对位姿, 使传感器发生漂移, 并获取对应的外参真值, 以验证算法的有效性。使用基于标定板的方法配合后期手动校正能够获得较为精准的外参真值, 但是传感器的漂移程度依赖手动调整, 无法做到定量漂移。所以, 为定量评价在不同程度传感器漂移下本文所

提出的重标定方法的有效性, 使用非物理偏移方式实现传感器漂移, 即通过点云数据左乘漂移矩阵的形式模拟传感器定量漂移, 漂移矩阵由欧拉角 θ_{yaw} (绕 Y 轴旋转的横摆角), θ_{pitch} (绕 X 轴旋转的俯仰角), θ_{roll} (绕 Z 轴旋转的侧倾角) 转换得到, 只需要改变欧拉角的大小即可实现传感器的定量漂移。除此之外, 这种方式也能够获取外参与点云真值, 便于计算外参估计的误差。

3.2 室外试验

首先, 为评价观测次数对算法的标定性能的影响, 使传感器漂移固定不变, 在 5 个不同的观测位置下采集观测数据, 通过从 1~5 改变算法输入的观测次数, 比较不同观测次数下的外参估计值的误差, 每个试验包含 200 次标定结果。使用估计值与真值之间的欧拉角之差来表示旋转误差, 结果如图 6 所示。

图 6 不同观测次数下的室外试验结果

可以看出在观测次数达到 2 次时, 旋转误差成倍缩小, 之后没有较为明显的变化。对于平移误差, 观测次数大于 1 时, 误差离散程度增加; 在这里, 所提出的方法假设因为传感器安装方式限制了漂移的平移自由度, 所以不希望估计的外参出现平移误差, 从试验结果来看, 平移误差集中在 0 附近, 误差范围最大在 0.5 cm 左右, 误差非常小, 说明本文所提出的算法基本没有引入额外的平移误差。以上结果说明算法在观测次数大于等于 2 次时, 标定效果较好。但是过多的观测需要占用较多时间进行数据采集与计算, 所以综合考量下, 为实现误差和效率的平衡, 使用 2 次观测作为算法的输入。

本文目标是解决因传感器漂移导致的投影误差问题, 所以接下来的试验考虑在不同程度的传感器漂移下算法的有效性。如前文所述, 通过改变漂移矩阵对应的欧拉角的大小来定量的模拟传感器漂移。为方便分析比较, 试验选择欧拉角范围在 $-10^\circ \sim 10^\circ$, 试验中三个旋转方向上的欧拉角保持一致, 每个角度下进行 200 次标定。将估计外参与

真值比较, 结果如图 7 所示。

图 7 不同漂移角度下的室外试验结果

从结果中可以看出, 旋转误差分布在 0° 左右, 其离散度总体而言没有受到漂移角度的影响; 而不同漂移角度下的平移误差差异相对较大, 如 Z 方向在小偏移角度时出现较大平移误差, 这可能是由于较低点云配准信噪比造成的, 但是整体上大部分平移误差多集中在 $-0.5 \sim 0.5$ cm, 误差非常小。总体而言, 在设定的漂移角度范围内, 本文所提出的重标定算法能够精确且鲁棒的进行相机与激光雷达的重标定。

图 8 为本文所提出的相机与激光雷达重标定方法在漂移角度为 10° 的室外试验标定效果。可以看出, 经本文提出的方法重标定之后, 投影图中点云与图像准确对齐, 漂移点云与真值几乎没有对齐误差, 说明该方法能将较大漂移的点云精确校正。除此之外, 图像中存在较大的阴影区域, 基于 MI 的方法在这种情况下可能失效, 而本文所提出的方法对此类环境变化较为鲁棒。

(a) 点云投影图

(b) 观测位置下的点云 (浅色: 漂移点云, 深色: 真值点云)

图 8 本方法室外试验标定效果

(左图: 标定前, 右图: 标定后)

3.3 室内试验

室内试验同样考虑观测次数对算法标定精度的影响, 试验设置同室外试验一致, 标定结果如图 9 所示。可以看出, 仅进行一次观测的标定结果旋转

误差最大,观测次数为 2~5 时的标定结果没有明显的差异;平移误差很小,均在 0.5 cm 之内。所以,室内试验同样选择 2 次观测作为算法输入。

图 9 不同观测次数下的室内试验结果

为检验算法对传感器漂移程度的鲁棒性,对比不同的传感器漂移下的试验结果,如图 10 所示。可以看出,旋转误差很小且没有随着漂移角度的增大而明显增大,说明本文所提出的重标定方法标定精确较高,对传感器漂移程度具有较强的鲁棒性。平移误差与室外试验结果类似,分布较为离散,但是基本都集中在 -0.5~0.5 cm。

图 10 不同漂移角度下的室内试验结果

图 11 为在漂移角度为 10° 的室内试验标定结果,可以看出漂移点云和真值点云对齐误差非常小,说明所提出的重标定方法能够有效校正传感器漂移。

(a) 点云投影图

(b) 观测位置下的点云(浅色:漂移点云,深色:真值点云)

图 11 本方法室内试验典型标定效果
(左图:标定前,右图:标定后)

4 结论

(1) 本文针对智能驾驶车辆传感器漂移后的重标定问题,提出了一种基于传感器融合里程计的相机和激光雷达自动重标定方法。基于图像配准和点云配准原理,估计激光雷达运动并恢复准确尺度的相机运动,由此将基准点云转换到观测位置下并利用点云配准求解外参矩阵,由此实现传感器的重标定。所提出的方法完全由数据驱动,无需标定板,不受环境和数据特征的限制。

(2) 为验证所提出的算法的有效性,基于智能驾驶车辆平台在室内外环境下进行了的实车试验。对比了观测次数与漂移程度对算法的影响,发现在两次观测输入下,算法能够取得性能和效率平衡;对于不同程度的传感器漂移,标定误差相差不大。总体而言,本文所提出的基于传感器融合里程计的标定方法能够精确、鲁棒地实现相机和激光雷达的重标定。

(3) 为进一步应用在智能车辆领域,需实现传感器漂移的在线识别与重标定,这是本文工作未来的主要改进方向。

参 考 文 献

- [1] GU S, ZHANG Y, TANG J, et al. Integrating dense lidar-camera road detection maps by a multi-modal crf model[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(12): 11635-11645.
- [2] BASSO F, MENEGATTI E, PRETTO A. Robust intrinsic and extrinsic calibration of rgb-d cameras[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(5): 1315-1332.
- [3] WALLACE A M, HALIMI A, BULLER G S. Full waveform lidar for adverse weather conditions[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(7): 7064-7077.
- [4] CHEN X, MA H, WAN J, et al. Multi-view 3d object detection network for autonomous driving[C]// Institute of Electrical and Electronics Engineers. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, Hawaii. New York: IEEE, 2017: 6526-6534.
- [5] RANGESH A, TRIVEDI M M. No blind spots: full-surround multi-object tracking for autonomous vehicles using cameras and lidars[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2019, 4(4): 588-599.

- [6] 孙殿柱, 沈江华, 李延瑞, 等. 序列图像约束的点云初始配准方法[J]. 机械工程学报, 2020, 56(9): 229-236.
SUN Dianzhu, SHEN Jianghua, LI Yanrui, et al. Initial registration method of point cloud based on sequence images[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(9): 229-236.
- [7] ZHEN W, HU Y, LIU J, et al. A joint optimization approach of lidar-camera fusion for accurate dense 3-d reconstructions[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(4): 3585-3592.
- [8] 丁雅斌, 梅江平, 张文昌, 等. 基于单目视觉的并联机器人末端位姿检测[J]. 机械工程学报, 2014, 50(21): 174-179.
DING Yabin, MEI Jiangping, ZHANG Wenchang, et al. Position and orientation measurement of parallel robot based on monocular vision[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(21): 174-179.
- [9] 乔贵方, 孙大林, 宋光明, 等. 串联机器人标定系统的坐标系快速转换方法[J]. 机械工程学报, 2020, 56(14): 1-8.
QIAO Guifang, SUN Dalin, SONG Guangming, et al. A rapid coordinate transformation method for serial robot calibration system[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(14): 1-8.
- [10] 张铁, 叶景杨, 刘晓刚. 面向机器人砂带打磨的加权手眼标定算法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(17): 142-148.
ZHANG Tie, YE Jingyang, LIU Xiaogang. Weighted hand-eye calibration algorithm for robot grinding[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(17): 142-148.
- [11] 李兵, 傅卫平, 王雯, 等. 一种基于 EIH 的装配机器人标定方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(7): 38-44.
LI Bing, FU Weiping, WANG Wen, et al. Eih based calibration method for assembly robot[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(7): 38-44.
- [12] 薛培林, 吴愿, 殷国栋, 等. 基于信息融合的城市自主车辆实时目标识别[J]. 机械工程学报, 2020, 56(12): 165-173.
XUE Peilin, WU Yuan, YIN Guodong, et al. Real-time target recognition for urban autonomous vehicles based on information fusion[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(12): 165-173.
- [13] WANG W, SAKURADA K, KAWAGUCHI N. Reflectance intensity assisted automatic and accurate extrinsic calibration of 3d lidar and panoramic camera using a printed chessboard[J]. Remote Sensing, 2017, 9(8): 851.
- [14] AN Y, LI B, HU H, et al. Building an omnidirectional 3d color laser ranging system through a novel calibration method[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(11): 8821-8831.
- [15] ITAMI F, YAMAZAKI T. An improved method for the calibration of a 2d lidar with respect to a camera by using a checkerboard target[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(14): 7906-7917.
- [16] ZHANG Q, PLESS R. Extrinsic calibration of a camera and laser range finder (improves camera calibration)[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, September 28–October 2, 2004, Sendai, Japan. New York: IEEE, 2004: 2301-2306.
- [17] GEIGER A, MOOSMANN F, CAR Ö, et al. Automatic camera and range sensor calibration using a single shot[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 14-18, 2012, Saint Paul, MN, USA. New York: IEEE, 2012: 3936-3943.
- [18] 康国华, 张琪, 张晗, 等. 基于点云中心的激光雷达与相机联合标定方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 121-129.
KANG Guohua, ZHANG Qi, ZHANG Han, et al. Joint calibration of camera and lidar based on point cloud center[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 121-129.
- [19] CHAI Z, SUN Y, XIONG Z. A novel method for lidar camera calibration by plane fitting[C]//2018 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, July 9-12, 2018, Auckland, New Zealand. New York: ASME, 2018: 286-291.
- [20] KANG J, DOH N L. Full-dof calibration of a rotating 2-d lidar with a simple plane measurement[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(5): 1245-1263.
- [21] PARK Y, Yun S, Won C, et al. Calibration between color camera and 3d lidar instruments with a polygonal planar board[J]. Sensors, 2014, 14(3): 5333-53.
- [22] XIE S, YANG D, JIANG K, et al. Pixels and 3-d points alignment method for the fusion of camera and lidar data[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(10): 3661-3676.
- [23] CAI H, PANG W, CHEN X, et al. A novel calibration board and experiments for 3d lidar and camera calibration[J]. Sensors, 2020, 20(4): 1130.
- [24] 许涵博. 面向自动驾驶系统的相机—激光雷达的自动

- 标定[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- XU Hanbo. Online intelligent calibration of cameras and lidars for autonomous driving systems[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
- [25] GONG X, LIN Y, LIU J. 3d lidar-camera extrinsic calibration using an arbitrary trihedron[J]. *Sensors*, 2013, 13(2): 1902-1918.
- [26] CUI T, JI S, SHAN J, et al. Line-based registration of panoramic images and lidar point clouds for mobile mapping[J]. *Sensors*, 2017, 17(1): 70.
- [27] BROWN M, WINDRIDGE D, GUILLEMAUT J Y. A family of globally optimal branch-and-bound algorithms for 2d-3d correspondence-free registration[J]. *Pattern Recognition*, 2019, 93: 36-54.
- [28] PANDEY G, MCBRIDGE J R, SAVARESE S, et al. Automatic extrinsic calibration of vision and lidar by maximizing mutual information[J]. *Journal of Field Robotics*, 2015, 32(5): 696-722.
- [29] HUANG X, ZHANG J, FAN L, et al. A systematic approach for cross-source point cloud registration by preserving macro and micro structures[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(7): 3261-3276.
- [30] YANG J, QUAN S, WANG P, et al. Evaluating local geometric feature representations for 3D rigid data matching[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 29: 2522-2535.
- [31] PENATE-SANCHEZ A, ANDRADE-CETTO J, MORENO-NOGUER F. Exhaustive linearization for robust camera pose and focal length estimation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(10): 2387-2400.
- [32] HADFIELD S, LEBEDA K, BOWDEN R. Hard-pnp: pnp optimization using a hybrid approximate representation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 41(3): 768-774.
-
- 作者简介: 彭湃, 男, 1993 年出生, 博士研究生。主要研究方向为智能车辆多模态融合感知。
E-mail: 13002573282@163.com
- 殷国栋(通信作者), 男, 1976 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为先进电动汽车、车辆动力学与控制、智能无人汽车和车辆主动安全控制。
E-mail: ygd@seu.edu.cn