

控制与决策

Control and Decision

融合双目视觉和2D激光雷达的室外定位

刘净轩, 王亮, 李和平, 程健

引用本文:

刘净轩, 王亮, 李和平, 程健. 融合双目视觉和2D激光雷达的室外定位[J]. *控制与决策*, 2023, 38(7): 1861–1868.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1899>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[结合改进密集模块深度估计网络和多视几何的视觉里程计](#)

Visual odometry combined with depth estimation network of improved dense block and multi-view geometry

控制与决策. 2023, 38(4): 980–988 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1264>

[基于采煤机工作面端头量测的改进因子图高精度自主定位方法](#)

High-precision autonomous positioning method based on improved factor graph of measurements at both ends of shearer working face

控制与决策. 2022, 37(8): 2170–2176 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0474>

[基于DST融合多视图模糊推理赋值的三维目标检测](#)

3D object detection based on DST fusion multi-view fuzzy reasoning assignment

控制与决策. 2021, 36(4): 867–875 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0434>

[一种高匹配性的多层代价地图生成算法](#)

A high matching layered costmap generation algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2883–2888 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0721>

[基于超级节点的分布式传感器节点定位算法](#)

A distributed sensor nodes localization algorithm based on super nodes

控制与决策. 2020, 35(12): 2898–2906 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0219>

融合双目视觉和 2D 激光雷达的室外定位

刘铮轩¹, 王亮¹, 李和平^{2†}, 程健²

(1. 北京工业大学信息学部, 北京 100124; 2. 煤炭科学研究总院有限公司 矿山大数据研究院, 北京 100013)

摘要: 高精度的定位对于自动驾驶至关重要. 2D 激光雷达作为一种高精度的传感器被广泛应用于各种室内定位系统. 然而在室外环境下, 大量动态目标的存在使得相邻点云的匹配变得尤为困难, 且 2D 激光雷达的点云数据存在稀疏性的问题, 导致 2D 激光雷达在室外环境下的定位精度极低甚至无法实现定位. 为此, 提出一种融合双目视觉和 2D 激光雷达的室外定位算法. 首先, 利用双目视觉作为里程计提供相对位姿, 将一个局部时间窗口内多个时刻得到的 2D 激光雷达数据融合成一个局部子图; 然后, 采用 DS 证据理论融合局部子图中的时态信息, 以消除动态目标带来的噪声; 最后, 利用基于 ICA 的图像匹配方法将局部子图与预先构建的全局先验地图进行匹配, 消除里程计的累积误差, 实现高精度定位. 在 KITTI 数据集上的实验结果表明, 仅利用低成本的双目相机和 2D 激光雷达便可实现较高精度的定位, 所提出算法的定位精度相比于 ORB-SLAM2 里程计最高可提升 37.9%.

关键词: 2D 激光雷达; 室外定位; 双目视觉; 栅格地图; 证据理论; 栅格地图匹配

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1899

引用格式: 刘铮轩, 王亮, 李和平, 等. 融合双目视觉和 2D 激光雷达的室外定位[J]. 控制与决策, 2023, 38(7): 1861-1868.

Fusion of stereo vision and 2D LiDAR for outdoor localization

LIU Zheng-xuan¹, WANG Liang¹, LI He-ping^{2†}, CHENG Jian²

(1. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China; 2. Research Institute of Mine Big Data, China Coal Research Institute, Beijing 100013, China)

Abstract: Precise localization is an essential issue for autonomous driving systems. 2D LiDAR, as a high-precision sensor, is widely used in various indoor localization systems. However, in the outdoor environment, the existence of a large number of dynamic targets makes the matching of adjacent point clouds particularly difficult. Moreover, the point cloud captured by 2D LiDAR is sparse, leading to the localization accuracy of 2D LiDAR in the outdoor environment being very low or even unable to achieve localization. Therefore, an outdoor localization system fusing stereo vision and 2D LiDAR is proposed. First, stereo vision is used to calculate the relative pose, so as to fuse the 2D LiDAR data in a local time window into a local submap. Then, the Dempster-Shafer evidence theory is used to fuse temporal information in local submap to eliminate noise caused by dynamic targets. Finally, the ICA-based image matching method is used to match the local submap with a pre-constructed global prior map to eliminate the cumulative error of the stereo odometry. The experimental results on the KITTI dataset show that precise localization can be achieved only using a low-cost stereo camera and 2D LiDAR. Compared with the odometry of ORB-SLAM2, the proposed localization system improves the localization performance by 37.9% at most.

Keywords: 2D LiDAR; outdoor localization; stereo vision; grid map; evidence theory; grid map matching

0 引言

自动驾驶技术是近些年学术界和工业界的研究热点, 精确的定位是其重要的部分. 目前, 室外定位常用的方法包括 GPS (global positioning system)^[1]、视觉^[2]以及激光雷达等. GPS 由于其可以直接输出位置信息而被广泛应用于各种自动驾驶系统中. 但是,

民用 GPS 往往只能达到米级的定位精度, 并且卫星信号容易受到障碍物的遮挡, 在城市建筑密集区域无法达到自动驾驶所需要的定位精度. 基于视觉里程计的定位方法能够在室外环境下提供一个好的相对定位精度, 但是, 会随着时间的增加而产生较大的累积误差^[3]. 相比之下, 激光雷达传感器是一种鲁

收稿日期: 2021-11-03; 录用日期: 2022-03-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61772050); 辽宁省自然科学基金项目(2020-KF-22-02); 天地科技股份有限公司科技创新创业资金专项重点项目(2021-TD-ZD002).

责任编辑: 高会军.

†通讯作者. E-mail: lih@cteg-bigdata.com.

棒而精确的测距传感器,这对于自动驾驶很重要.激光雷达按照类型可以分为2D激光雷达和3D激光雷达.3D激光雷达能够提供高精度测量信息,但其价格十分昂贵,不利于大规模推广使用;2D激光雷达虽然只能提供某一个平面上的测量信息,但因其轻便、价格低廉等特性而被广泛应用于各种定位系统中.因此,本文研究改进由2D激光雷达构建成的低成本的定位系统,具有重要的应用价值.

目前,2D激光雷达大多被用于室内小型机器人的定位系统上^[4],通过匹配相邻点云以获取高精度的相对位姿.但是在室外环境下,由于点云的稀疏性以及存在大量动态目标等都使得匹配相邻点云变得尤为困难^[5].这导致在室外环境下2D激光雷达的定位精度较低甚至失效,无法实现定位,因而罕有利用2D激光雷达进行室外导航定位的报道.为此,本文提出一种解决方案,旨在已有先验地图的环境下,利用低成本的2D激光雷达来实现高精度的室外定位.为了解决2D激光点云的稀疏性,将双目视觉作为里程计来计算帧间的相对位姿,将一个局部时间窗口内的2D激光点云转换到同一坐标系下.这些2D激光数据将被融合成一个数据更为稠密的点云,如果直接使用这个点云来表示局部子图,则室外环境下大量的动态目标将会给这个子图带来很大的噪声,这无疑给子图的匹配带来了困难.为此,本文采用证据栅格地图^[6]来表示2D激光雷达数据,提出一种基于DS证据理论(Dempster-Shafer evidence theory)^[7]的地图生成和融合方式来消除子图中的动态噪声.最后,给出一种基于像素值的图像匹配算法,用于局部子图和全局先验地图之间的匹配,其匹配结果将用于消除双目里程计随时间产生的累积误差.

不同于SLAM(simultaneous localization and mapping,即时定位与建图)^[8],本文所提出的定位算法借助全局先验地图实现定位.目前,SLAM系统为了达到较高的高定位性能,往往采用昂贵的传感器,并且对于硬件处理能力要求很高,不利于大规模推广使用,而许多定位系统所应用的环境往往是固定的,因此,可以在环境中预先构建一个全局先验地图辅助定位.本文所提出的定位算法旨在已知环境下利用低成本的传感器实现高定位性能,具有重要的应用价值.

本文的主要贡献如下:

1) 提出一种融合双目视觉和2D激光雷达的室外定位算法,克服了2D激光雷达无法适用于室外定位的局限性.

2) 设计一种基于DS证据理论的地图生成和融合方式,有效地消除了室外环境下动态目标的影响.

3) 提出基于ICA的算法,将所构建的局部地图与全局先验地图进行匹配,有效地消除了里程计随时间产生的累积误差.

1 相关工作

目前的室外定位算法大多都依赖于GPS系统.在城市建筑密集区域,GPS信号容易受到障碍物的遮挡,这将严重影响卫星定位精度.相比之下,通过视觉或激光雷达等收集的环境信息进行定位,能够提高无人车在城市路段下的定位精度.

视觉里程计解决了从输入视频流恢复相机位姿的问题,视觉里程计按照使用的方法可以分为直接法和间接法.直接法通过最小化图像之间的像素误差来恢复相机的运动轨迹.DSO(direct sparse odometry)^[9]是一种基于直接法的视觉里程计,通过最小化光度误差来构建稀疏模型,并将其与所有参数的概率模型相结合实现定位.然而,单目相机^[10]在使用过程中会存在尺度漂移的问题,导致这种里程计在应用上仍存在局限性.间接法^[11]依赖于图像之间稀疏关键点的对应,通过将重投影误差最小化来求解相对位姿.ORB-SLAM^[12-13]是一种基于间接法的多功能SLAM系统,它通过提取ORB特征点进行跟踪以实现定位,由于采用了ORB(oriented FAST and rotated BRIEF)描述子,该算法具有尺度不变性和方向不变性.然而,ORB-SLAM所构建的地图中的点云很稀疏,完全不能看出任何结构,并且在旋转过程中容易丢帧.PTAM(parallel tracking and mapping)^[14]将跟踪和构建地图分成两个不同的线程平行运行,并在后端通过捆绑调整(bundle adjustment, BA)对二者同时进行优化以实现更高的定位精度.总之,基于视觉里程计的定位可以提供一个好的相对定位精度,但是,会随着时间推移产生一个较大的累积误差.

与视觉不同,激光雷达^[15]通过发射激光束能够获取高精度的环境信息,基于激光雷达的方法旨在匹配相邻帧之间的点云来获得相对姿态估计.迭代最近点(iterative closest point, ICP)作为一种常见的点云配准方法,被广泛地用于各种激光里程计的初始计算步骤中.然而,ICP严重依赖于先验知识,如果初值不准确,则可能会导致其结果收敛到局部最小值.LOAM(low-drift and real-time lidar odometry and mapping)^[16]是一种经典的基于稀疏点的激光里程计,它通过对每条扫描线上的曲率进行排序来选择边缘点和平面点,在当时达到了非常高的定

位精度. Lego-LOAM^[17]在LOAM的基础上进行特征点选择,进一步加速了特征选择的速度,实现了非常高的运行效率.一些研究者提出了基于深度学习的激光里程计^[18],然而不适用于快速移动的物体. IMLS-SLAM^[19]是一种基于采样策略的三维激光雷达SLAM,通过对3D激光点云进行采样,并与事先扫描得到的模型进行匹配从而实现定位,但是,无法保证自动驾驶所需要的实时性.此外,单独使用激光雷达也存在一些问题,激光雷达数据的稀疏性将降低激光里程计的定位性能,而为了解决激光雷达的稀疏性问题,往往需要付出很大的代价.

为了解决上述局限性,许多研究者开始将视觉与激光雷达结合在一起^[20].其中最具有代表性的算法是V-LOAM^[21].V-LOAM是一种结合视觉里程计和3D激光雷达里程计的著名算法,在KITTI数据集^[22]上实现了很高的定位精度.在此基础上,一种融合视觉、激光雷达和IMU里程计的定位算法^[23]被提出,进一步提高了其定位性能.然而,目前比较成功的室外定位算法都使用了昂贵的3D激光雷达,而基于2D激光雷达的定位算法往往都存在一定的局限性. Moon等^[24]在DSO的基础上加入了2D激光里程计,进一步提高了定位性能,但是,很难适用于含有大量动态目标的室外环境.2D激光雷达由于轻便、价格低廉等特点,使其成为一种高性价比的传感器.但在室外环境中,点云的稀疏性以及动态目标的存在都给2D激光雷达的应用带来了挑战.

与本文工作最接近的是文献[25],其也利用2D激光雷达构建证据栅格地图进行定位.不同于文献[25],本文构建的是局部地图而不是全局地图,这样能够减少里程计的累积误差所带来的影响.同时,本文采用双目视觉提供相对位姿,利用DS证据理论过滤栅格地图中的动态目标,进一步减小动态目标带来的影响.

2 所提出的定位系统

本文所提出的融合视觉和激光雷达的室外定位系统框架如图1所示,该系统依赖于先验地图,它是一个由2D激光雷达预先构建的全局2D点云地图.为了解决室外环境下2D激光雷达的点云稀疏以及易受到动态目标的影响的问题,本文借助双目视觉里程计求解相对位姿,并将一个局部时间窗口内多个时刻得到的2D激光数据融合到一个局部子图中,随后按照DS证据理论融合局部子图中的时态信息以消除其中的动态目标.最终,将局部子图与先验地图进行匹配,从而消除里程计的累积误差,实现精确定位.

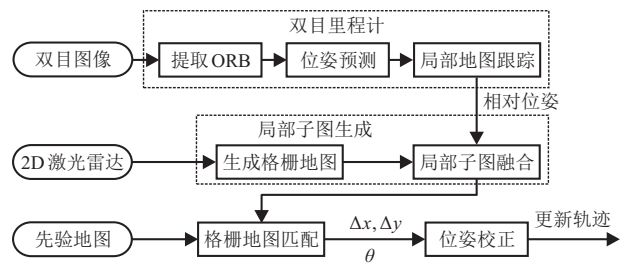


图1 所提出的定位系统框图

2.1 双目里程计

如前文所述,2D激光雷达在室外环境下数据稀疏并且受动态目标的影响较大,这给2D激光点云之间对应点的匹配带来了困难.在这种情况下使用视觉能够很容易地得到相对位姿.为了生成更为稠密的局部子图,首先需要计算这些激光点云之间的相对位姿以将其转换到同一坐标系下.ORB-SLAM^[12]是一种经典的视觉SLAM系统,基于ORB特征点的特征匹配和重定位,使得ORB-SLAM具有很好的视角不变.ORB-SLAM2^[13]在ORB-SLAM的基础上加入了双目相机和RGB-D相机的接口,本文选用ORB-SLAM2并去除闭环检测^[26]部分作为双目里程计来计算相对位姿,双目里程计包括提取ORB特征、位姿预测以及局部地图跟踪等3个步骤.首先,在双目图像上提取ORB特征点;其次,根据相机的运动模型估计出下一帧的位姿;最后,将特征点所对应的3D地图点投影到当前帧,对相机位姿进行优化.如后面的图2所示,双目里程计的作用是提供帧间的相对位姿 T ,将一个局部时间窗口内多个时刻得到的2D激光点云转换到同一坐标系下.

2.2 局部子图生成

在双目里程计的帮助下,局部时间窗口内每个时刻得到的2D激光点云将转换到同一坐标系下,并融合成一个数据更为稠密的栅格地图,如果直接使用这个栅格地图表示局部子图,则这个局部子图中会存在许多动态目标带来的噪声,并且很难将其与静态目标区分.为了解决这一问题,本文设计一种基于DS证据理论的栅格地图的融合方法,通过融合栅格地图中的时态信息来消除其中的动态目标.

2D激光雷达能够提供在特定位置的障碍物信息,其捕获的点云可以表示成证据栅格地图.假设2D激光雷达发射激光束在某一平面上快速旋转,对于被激光束所穿过的栅格其状态表示为 F (free,空闲),若激光束受到阻挡,则这个栅格的状态表示为 O (occupied,占据),2D激光雷达只能区分这两种状态.根据DS证据理论^[7],每个栅格的FOD(frame of

discernment, 识别框架)可以描述为 $\Omega = \{F, O\}$. 因此, 每个栅格的BBA (basic belief assignment, 基本置信度赋值) 包含4种状态的质量函数 $m(F)$ 、 $m(O)$ 、 $m(\Omega)$ 、 $m(\emptyset)$, 分别表示该栅格为空闲、占据、全集以及空集的置信度. 该方法定义了在某一时间 t 与当前扫描相关联的每个栅格的BBA. 若激光束被该栅格所阻挡, 则该栅格所对应的质量函数定义如下:

$$\begin{aligned} m_t(O) &= \lambda, \quad m_t(F) = 0, \\ m_t(\Omega) &= 1 - \lambda, \quad m_t(\emptyset) = 0, \end{aligned} \quad (1)$$

其中 λ 表示2D激光雷达的置信度. 若激光束穿过该栅格, 则该栅格所对应的质量函数定义如下:

$$\begin{aligned} m_t(O) &= 0, \quad m_t(F) = \lambda, \\ m_t(\Omega) &= 1 - \lambda, \quad m_t(\emptyset) = 0. \end{aligned} \quad (2)$$

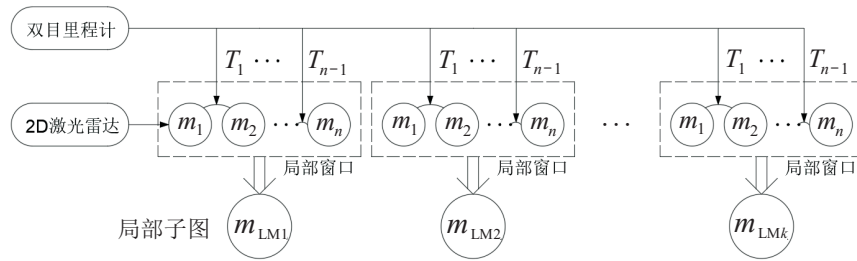


图2 局部子图的融合过程

式(4)的计算规则就是计算所有相交于 A 的两个假设 B 和 C 所对应的质量函数的乘积之和, 再除以归一化系数 K . K 的计算方式如下:

$$K = 1 - \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) \cdot m_2(C), \quad (5)$$

其中 $B \cap C = \emptyset$ 表示所有相交于空集 \emptyset 的两个假设 B 和 C . 至此, 一个局部时间窗口内的所有2D激光测量数据将融合成一个局部子图, 由于采用DS证据理论对时态信息进行融合, 局部子图所含的动态噪声将被大量清除. 与单帧激光所构建的栅格地图相比, 局部子图的数据更为稠密, 更适用于匹配. 最后, 将局部子图中每个栅格的置信度作为像素值, 从而将局部子图表示成一幅灰度图像, 用于地图匹配.

2.3 栅格地图匹配

当局部子图生成后, 需要将其与先验地图进行匹配从而消除里程计所产生的累积误差. 所有地图表示成灰度图像的形式, 假设局部子图和先验地图所对应的图像分别为 $I_{LM}(\mathbf{x})$ 和 $I_{PM}(\mathbf{x})$, \mathbf{x} 为图像中像素的坐标. 所采用的匹配算法是一种基于像素值的图像配准, 其目标是找到一个几何变换, 使得 $I_{LM}(\mathbf{x})$ 与 $I_{PM}(\mathbf{x})$ 对于每个 \mathbf{x} 尽可能地相等. 算法通过最大化基于图像的相似性来实现这一目标. 设 $\mathbf{p} =$

为创建一个数据更为稠密的局部子图, 其中包含2D激光雷达在不同时刻所收集的信息, 需要将一个局部时间窗口内所有的栅格地图进行融合. 如图2所示, 对于每个栅格地图都有与其对应的质量函数 m , 所有质量函数均是在同一个FOD上定义的. 因此, 局部子图所对应的质量函数 m_{LM} 计算方法如下:

$$m_{LM} = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n, \quad (3)$$

其融合标志 \oplus 定义为

$$m_1 \oplus m_2(A) = \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = A} m_1(B) \cdot m_2(C). \quad (4)$$

其中: $A, B, C \in \{F, O, \Omega, \emptyset\}$, 表示这4种状态的可能性假设. F 和 O 表示空闲和占据状态, $\Omega = \{F, O\}$ 表示全集, \emptyset 表示空集.

$(\Delta x, \Delta y, \theta)^T$ 表示平移和旋转相关的参数向量, 则定义 $I(W(\mathbf{x}; \mathbf{p}))$ 表示根据向量 \mathbf{p} 对图像 $I(\mathbf{x})$ 进行欧氏变换. 因此, 该问题就变成一种经典的图像配准问题, 其目标是 minimized 两个图像之间的误差的平方和, 即

$$\min_{\mathbf{p}} \sum_{\mathbf{x} \in \Omega} [I_{LM}(W(\mathbf{x}; \mathbf{p})) - I_{PM}(\mathbf{x})]^2, \quad (6)$$

其中 $\mathbf{x} \in \Omega$ 表示遍历图像中所有的像素. 本文采用反向组合算法 (inverse compositional algorithm, ICA)^[27] 来解决这一问题, 这个方法需要给估计值 \mathbf{p} 赋一个初值, 然后迭代求解参数 $\Delta \mathbf{p}$ 进一步优化, 其具体方法如下.

step 1: 计算海塞矩阵

$$\mathbf{H} = \sum_{\mathbf{x}} \left[\nabla I_{PM}(\mathbf{x}) \frac{\partial W}{\partial \mathbf{p}} \right]^T \left[\nabla I_{PM}(\mathbf{x}) \frac{\partial W}{\partial \mathbf{p}} \right]; \quad (7)$$

step 2: 根据参数向量 \mathbf{p} 对局部子图 $I_{LM}(\mathbf{x})$ 进行欧氏变换, 得到 $I_{LM}(W(\mathbf{x}; \mathbf{p}))$;

step 3: 计算参数向量的新增值

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{p} &= \\ \mathbf{H}^{-1} \sum_{\mathbf{x}} \left[\nabla I_{PM}(\mathbf{x}) \frac{\partial W}{\partial \mathbf{p}} \right] [I_{LM}(W(\mathbf{x}; \mathbf{p})) - I_{PM}(\mathbf{x})]^2, \end{aligned} \quad (8)$$

其中 ∇I 表示图像 I 的梯度;

step 4: 更新参数向量

$$\mathbf{p} = \mathbf{p} + \Delta\mathbf{p}. \quad (9)$$

重复执行 step 2 ~ step 4, 直到 $\Delta\mathbf{p}$ 小于阈值或者超过迭代上限. 上述步骤总结为如下算法1.

算法1 栅格地图匹配算法.

输入: 局部子图 $I_{LM}(\mathbf{x})$ 和先验地图 $I_{PM}(\mathbf{x})$, 以及参数向量初值 \mathbf{p} ;

输出: 优化后的参数向量 \mathbf{p} .

step 1: 由式(7)计算海塞矩阵 \mathbf{H} ;

step 2: 根据参数向量 \mathbf{p} 对局部子图 $I_{LM}(\mathbf{x})$ 进行欧氏变换, 得到 $I_{LM}(W(\mathbf{x}; \mathbf{p}))$;

step 3: 由式(8)计算参数向量的新增值 $\Delta\mathbf{p}$;

step 4: 由式(9)更新参数向量 \mathbf{p} ;

step 5: 重复执行 step 2 ~ step 4, 直到 $\Delta\mathbf{p}$ 小于阈值或者超过迭代上限.

算法1最终输出的 \mathbf{p} 表示两幅图像之间的平移和旋转值, 即局部子图与先验地图之间的相对位姿, 其结果将用于位姿校正.

2.4 位姿校正

经过栅格地图匹配后所得到的参数向量 \mathbf{p} 表示局部子图与先验地图之间的位移量 $(\Delta x, \Delta y)$ 和旋转量 θ , 根据这3个参数可以对当前的位姿进行校正. 假设当前局部子图的位姿表示为 \mathbf{T} , $\mathbf{T} \in \text{SE}(2)$, 则校正后的位姿 \mathbf{T}' 计算方式如下:

$$\mathbf{T}' = \mathbf{T} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & \Delta x \\ \sin \theta & \cos \theta & \Delta y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

经过位姿校正, 即可消除里程计所产生的累积误差. 同时, 更新后的位姿将用于更新轨迹并作为下一个局部子图的初始位姿.

3 实验

为验证所提出的定位算法, 本文利用 KITTI 公开数据集^[22]进行系统性测试. KITTI 数据集总共包含 22 个序列, 其中只有 00 ~ 10 序列中包含轨迹真值. 因此, 本文主要在 00 ~ 10 这 11 个序列上进行验证, 这 11 个序列中包括高速公路、城市道路和乡村道路 3 种

交通场景. KITTI 数据集提供了双目相机和 3D 激光雷达的数据, 本文仅使用 3D 激光数据中一个水平扫描平面, 以模拟 2D 激光雷达数据. 所提出的栅格地图匹配算法的阈值设置为初值的 0.1%, 迭代次数上限设置为 200. 构建的栅格地图中每个单元格的长度为 0.5 m. 所有误差均用 ATE (absolute trajectory error, 绝对轨迹误差)(%) 来表示. 所有实验都是在装有 Inter i7-10870H CPU 和 16 GB RAM 的计算机上进行的.

3.1 定位性能

在 KITTI 00 ~ 10 序列上对所提出算法的定位性能进行测试, 并与其他具有代表性的定位算法进行对比, 其结果如表 1 所示. 分别用 H (highway)、U (urban road)、C (country road) 表示高速公路、城市道路和乡村道路 3 种场景. ORB-SLAM2 是基于视觉的代表性 SLAM, 而 IMLS-SLAM 是基于 3D 激光雷达的代表性 SLAM, 并且在 KITTI 00 ~ 10 这 11 个序列中以 0.52% 的绝对轨迹误差取得了最高的精度. 所提出的定位算法以 0.61% 的绝对轨迹误差排名第 2, 略低于 IMLS-SLAM 的定位精度. 需要说明的是, 所提出的定位算法仅使用低成本的 2D 激光雷达进行定位就达到了与基于 3D 激光雷达的 IMLS-SLAM 接近的精度, 在 09 序列上甚至达到了比 IMLS-SLAM 还高的定位精度. 这是因为无论是 2D 激光雷达还是 3D 激光雷达, 都会受到动态目标的影响, 而所提出的算法采用双目视觉提供相对位姿, 并采用 DS 证据理论融合栅格地图中的时态信息, 有效地消除了局部子图中的动态目标, 因而在动态目标较多的场景下甚至可以达到比 IMLS-SLAM 更高的精度. 此外, 在运行时间方面, IMLS-SLAM 的运行效率无法满足自动驾驶对于实时性的要求.

需要指出, 所提出的定位算法仍存在一些局限性, 例如在 01 序列中取得了较差的定位精度, 01 序列是一个高速公路场景下的序列, 在这种情况下, 由于场景比较单调且高速公路缺少几何形状变化, 得到的局部子图的形状几乎相同, 因此, 局部子图与先验地图之间的匹配很可能会出现错误, 其位姿将由 ORB 里程计提供.

表 1 在 KITTI 数据集上的定位性能

method	00 U	01 H	02 C	03 C	04 C	05 C	06 U	07 U	08 U	09 C	10 C	mean	(t/s)/frame
ORB-SLAM2 ^[13]	0.70	1.39	0.76	0.71	0.48	0.40	0.51	0.50	1.05	0.87	0.72	0.74	0.06
LOAM ^[16]	0.78	1.43	0.92	0.86	0.71	0.57	0.65	0.63	1.12	0.77	0.79	0.84	0.10
LO-Net ^[18]	0.78	1.12	1.01	0.73	0.56	0.62	0.55	0.56	1.08	0.77	0.92	0.83	0.10
IMLS-SLAM ^[19]	0.50	0.82	0.53	0.68	0.33	0.32	0.33	0.33	0.80	0.55	0.53	0.52	1.25
ours	0.55	1.39	0.56	0.70	0.46	0.35	0.35	0.37	0.92	0.54	0.56	0.61	0.08

3.2 相比ORB里程计的性能提升率

本文将ORB-SLAM2去除闭环检测作为ORB里程计,并在其中引入激光雷达以实现位姿校正.为验证激光雷达校正的作用,将所提出的算法与ORB里程计进行对比.表2为所提出的定位算法相比于

ORB里程计的定位性能提升率,图3为所提出的定位算法的误差分布图.可以看出,所提出的定位算法的性能比ORB里程计平均提升了20.1%的定位精度,这是本算法仅在ORB里程计上添加一个低成本的2D激光雷达进行位姿校正的结果.

表2 KITTI数据集上,本文定位算法相对于ORB里程计的性能提升率

序列	00 U	01 H	02 C	03 C	04 C	05 C	06 U	07 U	08 U	09 C	10 C	mean
性能提升率/%	21.4	0.0	26.3	27.1	4.1	12.5	31.3	26.0	12.3	37.9	22.2	20.1

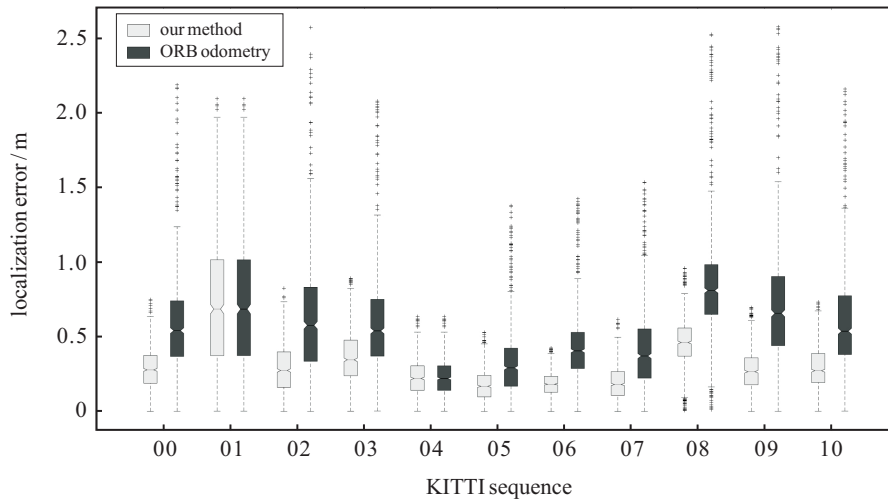


图3 在KITTI数据集上的误差分布图

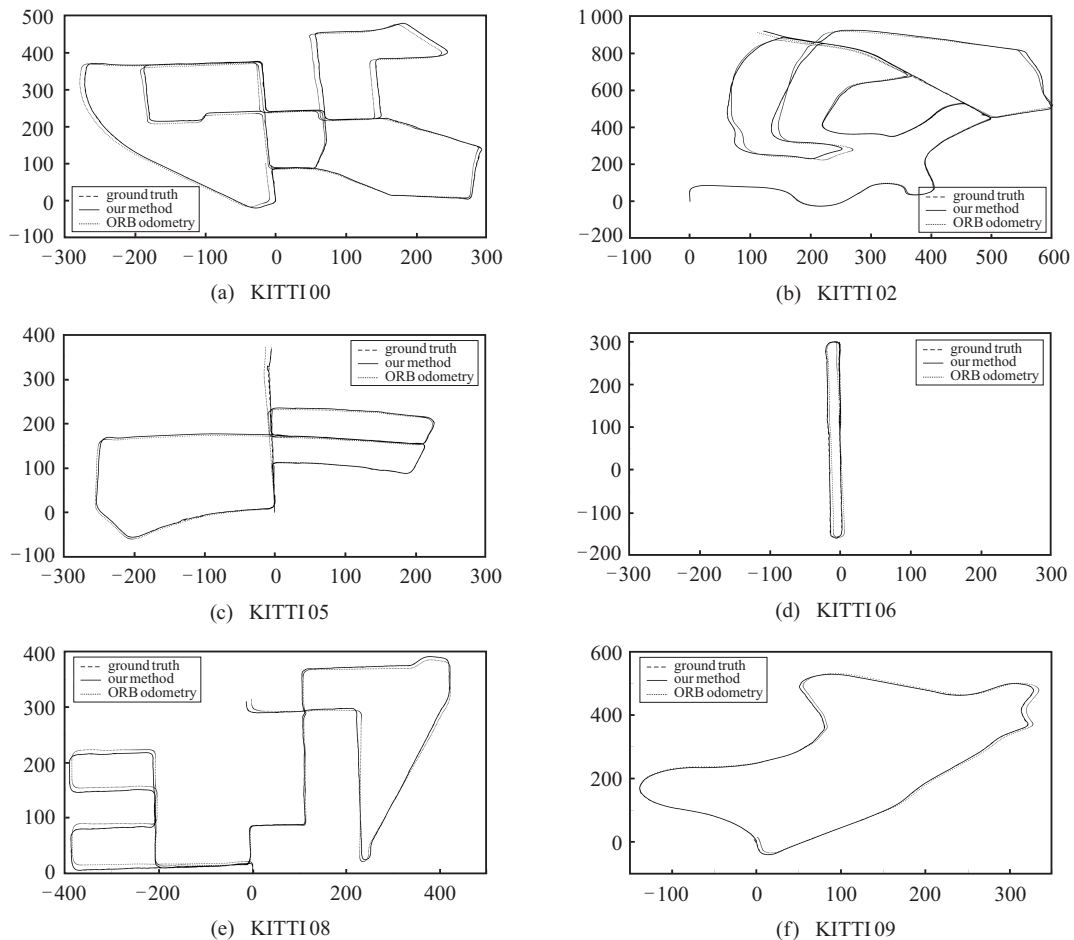


图4 部分序列上的轨迹图

图4为部分序列上的轨迹图,进一步定性地展示了所提出算法的校正作用. 然而,在01和04这两个序列上的性能提升率非常低,正如前文所说,01序列是高速公路下的场景,这种场景很单调且缺少几何形状变化,这很容易导致地图匹配失败,从而无法实现位姿校正. 而04序列是一个仅有271帧的短序列,在这个序列中ORB里程计没有出现大的偏移,因而所提出的定位算法的校正效果没有得到发挥.

3.3 局部时间窗口的影响

在2.2节中,介绍了引入局部时间窗口融合局部子图的算法. 为了验证局部时间窗口对定位性能的影响,本节实验将局部时间窗口去除,将单帧2D激

光点云表示成局部子图,并直接与先验地图进行匹配. 表3为在KITTI00~10序列上的实验结果,可以看出,没有局部时间窗口的定位轨迹与真实轨迹之间出现了很大的偏差. 图5给出了其中一个序列上的轨迹对比,也定性地说明了这一结论. 造成这种情况的主要原因有两个方面: 1) 由于缺乏融合过程,单帧2D激光雷达数据中的动态目标无法消除,这给局部子图带来了额外的噪声; 2) 单帧2D激光雷达数据是稀疏的,而先验地图是数据密集的全局地图. 匹配这两张地图时,会出现重叠面积不足的情况,从而影响匹配效果. 这个实验也说明了在室外环境下设置局部时间窗口进行地图融合的重要性.

表3 有无局部时间窗口的定位误差

局部时间窗口	00 U	01 H	02 C	03 C	04 C	05 C	06 U	07 U	08 U	09 C	10 C	mean
有	0.55	1.39	0.56	0.70	0.46	0.35	0.35	0.37	0.92	0.54	0.56	0.61
无	2.14	1.96	2.32	1.84	1.93	1.13	1.26	1.63	2.76	2.57	2.60	2.01

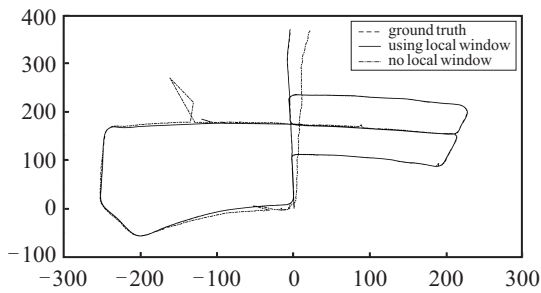


图5 在KITTI05序列上,局部时间窗口对轨迹的影响

4 结论

本文提出了一种融合视觉与2D激光雷达的室外定位算法. 该算法克服了2D激光雷达点云的稀疏性和存在动态目标引起的噪声等问题,成功地利用2D激光雷达实现了室外交通场景下的高精度定位. 在KITTI数据集上的实验结果表明,所提出的方法具有较高的定位精度. 需要指出的是,所提出的方法用于一些没有几何形状变化的大型场景时,例如高速公路,会有稍大的定位误差. 因此,在以后的工作中,将为这种类型的室外交通场景探索更为有效的定位方法.

参考文献(References)

[1] Garvanov I, Garvanova M. Improving GPS positioning of vehicles in urban environment[C]. International Symposium on Electrical Apparatus and Technologies. Piscataway: IEEE, 2020: 1-5.
 [2] Min Z, Yang Y, Dunn E. VOLDOR: Visual odometry from log-logistic dense optical flow residuals[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2020: 4897-4908.

[3] 王硕, 祝海江, 李和平, 等. 基于共面圆的距离传感器与相机的相对位姿标定[J]. 自动化学报, 2020, 46(6): 1154-1165.
 (Wang S, Zhu H J, Li H P, et al. Relative pose calibration between a range sensor and a camera using two coplanar circles[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(6): 1154-1165.)
 [4] Wang Z, Zhang L, Zhao S J, et al. Global localization with a single-line LiDAR by dense 2D signature and 1D registration[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(10): 11497-11506.
 [5] Ort T, Paull L, Rus D. Autonomous vehicle navigation in rural environments without detailed prior maps[C]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Brisbane, 2018: 2040-2047.
 [6] 郭利进, 师五喜, 李颖, 等. 基于四叉树的自适应栅格地图创建算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(11): 1690-1694.
 (Guo L J, Shi W X, Li Y, et al. Mapping algorithm using adaptive size of occupancy grids based on quadtree[J]. Control and Decision, 2011, 26(11): 1690-1694.)
 [7] Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976: 24-42.
 [8] 李云天, 穆荣军, 单永志. 无人系统视觉SLAM技术发展现状简析[J]. 控制与决策, 2021, 36(3): 513-522.
 (Li Y T, Mu R J, Shan Y Z. A survey of visual SLAM in unmanned systems[J]. Control and Decision, 2021, 36(3): 513-522.)
 [9] Engel J, Koltun V, Cremers D. Direct sparse odometry[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(3): 611-625.
 [10] 俞毓锋, 赵卉菁, 崔锦实, 等. 基于道路结构特征的智能车单目视觉定位[J]. 自动化学报, 2017, 43(5):

- 725-734.
(Yu Y F, Zhao H J, Cui J S, et al. Road structural feature based monocular visual localization for intelligent vehicle[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(5): 725-734.)
- [11] Huang J H, Yang S, Zhao Z S, et al. ClusterSLAM: An SLAM backend for simultaneous rigid body clustering and motion estimation[J]. *Computational Visual Media*, 2021, 7(1): 87-101.
- [12] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardós J D. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [13] Mur-Artal R, Tardós J D. ORB-SLAM2: An open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(5): 1255-1262.
- [14] Pire T, Fischer T, Civera J, et al. Stereo parallel tracking and mapping for robot localization[C]. 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Hamburg, 2015: 1373-1378.
- [15] 魏瑞轩, 倪天, 许卓凡, 等. 克服V型障碍陷阱的激光雷达机器人分层避障方法[J]. *控制与决策*, 2017, 32(8): 1511-1517.
(Wei R X, Ni T, Xu Z F, et al. Multilevel collision avoidance approach for lidar based robots to overcome trap of V-obstacle[J]. *Control and Decision*, 2017, 32(8): 1511-1517.)
- [16] Ji Z, Singh S. LOAM: LiDAR odometry and mapping in real-time[C]. *Robotics: Science and Systems Conference*. Berkeley, 2014: 425-434.
- [17] Shan T X, Englot B. LeGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain[C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Madrid, 2018: 4758-4765.
- [18] Li Q, Chen S Y, Wang C, et al. LO-net: Deep real-time lidar odometry[C]. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, 2019: 8465-8474.
- [19] Deschaud J E. IMLS-SLAM: Scan-to-model matching based on 3D data[C]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Brisbane, 2018: 2480-2485.
- [20] 俞毓锋, 赵卉菁. 基于相机与摇摆激光雷达融合的非结构化环境定位[J]. *自动化学报*, 2019, 45(9): 1791-1798.
(Yu Y F, Zhao H J. Off-road localization using monocular camera and nodding LiDAR[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(9): 1791-1798.)
- [21] Zhang J, Singh S. Visual-lidar odometry and mapping: Low-drift, robust, and fast[C]. 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Seattle, 2015: 2174-2181.
- [22] Geiger A, Lenz P, Urtasun R. Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite[C]. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, 2012: 3354-3361.
- [23] 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.
- [24] Moon J, Lee B Y. 2D lidar enhanced direct sparse odometry for scale recovery[C]. The 20th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS). Busan, 2020: 453-456.
- [25] Valente M, Joly C, de la Fortelle A. Grid matching localization on evidential SLAM[C]. The 15th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV). Singapore, 2018: 1477-1483.
- [26] 佟国峰, 张佳伟, 刘满堂, 等. 基于高效回环检测和重定位的SLAM算法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(3): 587-592.
(Tong G F, Zhang J W, Liu M T, et al. SLAM algorithm based on efficient loop detection and relocalization[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(3): 587-592.)
- [27] Baker S, Matthews I. Equivalence and efficiency of image alignment algorithms[C]. *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Kauai, 2001: 1.

作者简介

刘铮轩(1998—), 男, 硕士生, 从事计算机视觉、无人车定位等研究, E-mail: zhengxuan_liu@qq.com;

王亮(1980—), 男, 教授, 博士, 从事计算机视觉、三维重建和图像处理等研究, E-mail: wangliang@bjut.edu.cn;

李和平(1978—), 男, 副研究员, 博士, 从事无人系统定位导航、三维重建和模式识别等研究, E-mail: lih@ccetg-bigdata.com;

程健(1974—), 男, 研究员, 博士生导师, 从事计算机视觉、深度学习和图像处理等研究, E-mail: jiancheng@tsinghua.org.cn.