

DOI: 10.13382/j.jemi.B2307032

基于点云强度和地面约束的大范围激光 SLAM*

孙伟^{1,2} 曾豪霆¹ 张小瑞^{3,4} 王煜¹ 叶健峰¹

(1. 南京信息工程大学自动化学院 南京 210044; 2. 南京信息工程大学江苏省大气环境与装备技术协同创新中心 南京 210044; 3. 南京工业大学计算机与信息工程学院 南京 211816; 4. 南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

摘要:在无人车领域,点云强度和地面约束对大范围环境下的建图和定位起着非常重要的作用。然而,现有的激光 SLAM 算法在构建地图时只考虑几何特征,而忽视点云强度信息和地面约束,导致建图细节模糊、在 Z 轴方向上易存在漂移,从而降低了 SLAM 系统的精度。为此,本文提出了一种基于点云强度和地面约束的激光 SLAM 优化算法。基于地面测量模型,提出构建局部条件性地面约束,不仅提高地面点提取的准确性,而且减少 Z 轴方向的漂移;引入点云强度信息来改善非地面点聚类的可靠性,进一步提高建图精度和定位稳定性。提出基于局部平滑度的特征提取方法,通过引入强度因子并对强度特征进行排序,优先选择具有一致强度信息的特征,增强特征提取的鲁棒性。引入球形强度图来构建强度残差,与几何残差共同优化估计位姿,有效解决里程计中地图细节处的模糊问题;基于特征投影的匹配距离以及强度差异被用来去除动态点云的干扰,进一步提高 SLAM 系统的鲁棒性。在公开数据集 KITTI 和真实场景下的实验表明,引入地面约束和点云强度信息后,本文提出的算法具有更高的建图和定位精度,相对优于传统 LIO-SAM 的 LVI-SAM 算法,本文算法的精度提升了 54.5%,为无人车在大范围环境中的 SLAM 任务提供了可靠解决方案。

关键词: 大范围环境;地面约束;点云强度;动态点云

中图分类号: TP242;TN958.98

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.80

Large scale based on point cloud strength and ground constraints Lidar SLAM

Sun Wei^{1,2} Zeng Haoting¹ Zhang Xiaorui^{3,4} Wang Yu¹ Ye Jianfeng¹

(1. College of Automation, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. Jiangsu Collaborative Innovation Center on Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 3. College of Computer and Information Engineering, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China; 4. School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: In the field of unmanned vehicles, point cloud strength and ground constraints play a very important role in mapping and positioning under large-scale environment. However, existing laser SLAM algorithms only consider geometric features when constructing maps, and neglect point cloud intensity information and ground constraints, resulting in blurry mapping details and drifting in the Z-axis direction, thereby reducing the accuracy of SLAM systems. To this end, this paper proposes a laser SLAM optimization algorithm based on point cloud intensity and ground constraints. Based on the ground measurement model, it is proposed to construct local conditional ground constraints, which not only improves the accuracy of ground point extraction but also reduces the drifting in the Z-axis direction; introducing point cloud intensity information to improve the reliability of non-ground point clustering, further improving mapping accuracy and positioning stability. A feature extraction method based on local smoothness is proposed, in which by introducing intensity factors to rank intensity features, features with consistent intensity information are selected preferentially, enhancing the robustness of feature

收稿日期:2023-11-09 Received Date: 2023-11-09

* 基金项目:国家自然科学基金(62376128, 62272236)、江苏省自然科学基金(BK20201136)、江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJXC23_0380)资助

extraction. The pose is optimized and estimated by constructing strength residuals based on a spherical strength map, together with geometric residuals, effectively solving the problem of blurring in map details in odometry. The matching distance and intensity difference based on feature projection are used to remove interference from dynamic point clouds, further improving the robustness of SLAM systems. Experiments on the public dataset KITTI and real scenarios have shown that the proposed algorithm has higher mapping and positioning accuracies by introducing ground constraints and point cloud strength information. Compared to the LVI-SAM algorithm that outperforms traditional LIO-SAM algorithm, the proposed algorithm in this paper is improved by 54.5% in accuracy, providing a reliable solution for SLAM tasks of unmanned vehicles in large-scale environment.

Keywords: large-scale environment; ground constraints; point cloud intensity; dynamic point cloud

0 引言

同时定位与地图构建技术(simultaneous localization and mapping, SLAM)^[1]对于无人车在未知环境中的导航至关重要,SLAM能够实时地估计无人车的位姿并且增量式地对周围环境进行建图。目前,无人车搭载的主传感器分为激光雷达和视觉相机,由于安装在无人车上的相机通常体积小、价格实惠且易于安装,因此被广泛用于SLAM,近年来,许多研究已经实现了高性能的视觉SLAM^[2-3];通过融合惯性测量单元,定位精度和稳定性得到了进一步提高^[4-6]。尽管视觉SLAM具有许多优点,但相机对于纹理和光照的要求较高,在低纹理或光照变化剧烈的环境中,视觉SLAM性能会降低。相比之下,激光雷达对光照不敏感且测量精度更高。因此,激光雷达作为自动驾驶感知领域的重要传感器之一,受到广泛关注。

在大范围的复杂环境中,激光雷达通常架设在无人车顶部,当入射角较高时,测量的深度会产生偏差,此时若无人车在地面上移动时,观察到的点云会轻微弯曲,导致激光里程计估计的轨迹将沿Z轴方向漂移,且随着里程增加漂移也会增大,影响建图效果。LeGO-LOAM^[7]引入了一个低计算复杂度的优化策略。该方法通过分离地面特征和非地面特征的方法,提高了算法在室外环境中的鲁棒性,优化了地图构建的效率。但该算法并没有添加地面约束,如果环境中存在大量凹凸不平的地面,如楼梯、斜坡等,LeGO-LOAM可能无法准确建模地面,导致构建的地图沿Z轴漂移。为了提高建图精度,文献[8-9]通过设置全局地面约束来补偿Z轴漂移。然而,当无人车在斜坡、楼梯和不平的道路行驶时,由于地面凹坑、斜坡等因素影响,一味地添加地面约束可能会引入不正确的噪声信息,对补偿Z轴漂移起到反作用,使得SLAM系统的准确性更差,阻碍了其在大规模复杂室外环境中的应用。因此,在大规模复杂室外环境下,应该考虑这些不平整地面,适时地加入地面约束,提高系统的鲁棒性。

为了提高点云配准的效率,传统的激光SLAM方法,主要关注特征的几何信息,对点云数据进行处理和分析,求解得到无人车运动的位姿。例如,LOAM^[10]首先提取点云的几何特征,然后基于雷达地面点云和特征点云之

间的运动模型,通过帧间的扫描匹配和位姿优化实现定位和地图构建。该方法在实时性和精度上都取得了较好的结果,但由于忽略了点云的强度信息,位姿估计结果仅根据几何残差构建,导致地图在细节处较模糊,边缘处点云较厚。一些研究人员也尝试通过添加激光雷达的强度信息来提高激光雷达SLAM系统的性能^[11-12],但是它们仅用强度信息来辅助几何特征点的提取和匹配,并没有直接利用这些强度特征点通过构建约束条件对复杂环境中的多样化物体进行扫描配准,因而难以可靠优化系统的姿态估计。总之,针对复杂大范围场景下物体的多样性,充分考虑激光雷达的点云强度信息,并将其作为新的约束条件,区分周围不同物体的表面,帮助系统更准确地估计自身位置和方向,使得构建的地图更为精细,能够有效保证激光SLAM系统的稳健性。

此外,经典的激光SLAM方法大都基于静态环境假设,而面对动态环境时效果较差,特别是实际场景中运动的物体,如行人和车辆,会映射到生成的点云地图中,导致匹配错误。当无人车重复使用构建好的地图进行自主导航时,地图的一致性和导航性会严重恶化。尽管LIO-SAM^[13]使用因子图进行多传感器信息融合^[14],较好地适应复杂场景下非结构化和快速运动的情况,但是在面对运动的行人和车辆时,这些动态的点云会造成匹配错误,导致系统性能恶化。为了应对动态环境中移动物体和场景变化给激光SLAM系统带来的挑战,研究人员尝试将SLAM与深度学习相结合。文献[15]通过将预定义的移动对象的语义信息与空间几何信息相结合来消除移动对象对SLAM系统的负面影响。然而,基于深度学习的语义分割方法使用的训练样本不能完全覆盖所有可能出现的移动对象,会出现动态对象漏检的情况,难以适应大范围复杂室外环境的动态变化。因此,为了提高系统的实用性,从运动学的角度出发,考虑动态物体的运动特性并辅以点云强度信息,对其特征点做投影处理,计算其匹配距离以及强度差异并作筛选,从而能够实时准确的应对动态环境。

针对大规模复杂环境下SLAM地图沿Z轴方向漂移、地图构建不够精细且面对动态环境效果差等问题,本文提出了基于点云强度和地面约束的大范围激光SLAM,主要贡献如下:

1) 设计条件性地面约束:针对地图沿 Z 轴方向漂移的问题,在点云预处理模块中创新性地提出了条件性地面约束。通过地面测量模型进行提取可靠地面点,并且构建局部条件性地面约束,面对平整和不平整地面,有选择地添加到系统中,使得点云地图在 Z 轴方向的漂移减少,并在非地面点聚类中加入强度权重,提高聚类的准确率;

2) 引入强度因子,构建球形强度图:针对地图不够精细的问题,在特征提取模块中引入了强度因子,并在激光里程计中构建了球形强度图。为了从不同强度值的点云中提取一致特征,在特征提取时提出强度因子,优先选择具有一致强度信息的点,增强特征的鲁棒性;为了更好地刻画点云强度的分布,在激光里程计中提出构建一种球形强度图,将强度信息引入激光 SLAM 系统,几何特征相结合,优化了最终的位姿估计结果。使得地图在细节处的点云更薄,接近真实情况,提高了 SLAM 系统定位和建图的准确性;

3) 提出基于投影匹配距离及强度差异的动态对象去除策略:为了消除动态对象对建图过程的影响,本文提出了一种根据匹配距离和强度差异来去除动态对象的策略。该策略基于投影匹配距离并结合强度差异准确识别并去除动态点云,避免建图过程中行动态对象的空间位置随时间的变化,使用它们的特征投影计算匹配距人、车辆等动态物体的影响,保证后续导航规划更准确。

1 方法

针对大范围环境下地图沿 Z 轴漂移、地图不够精细、难以应对动态环境 3 个问题,本文提出基于点云强度和地面约束的大范围激光 SLAM 算法。首先在点云预处理模块中提出条件性地面约束来应对地面凹坑、斜坡等因素,从而更好地补偿 Z 轴的漂移;接着为了解决地图不够精细的问题,本文在特征提取模块中,引入强度因子,确保从环境中提取强弱均匀的特征点;然后在基于强度图与动态处理的激光里程计模块中构建强度图,实现强度值的计算,利用此模块融合几何残差、强度残差以及地面残差来得到更优的位姿估计,从而构建更精细的点云地图。最后采用基于投影匹配距离排序的动态对象去除策略,根据特征点投影和强度差异来去除动态点云,剔除不稳定的特征,去除动态点以应对一些包含行人车辆等动态物体的环境,将精细特征对齐到全局地图中,得到最优的无人车位姿。保证地图构建的鲁棒和准确性。本文的整体方案如图 1 所示,无人车通过搭载的激光雷达扫描周围环境得到点云,并与 IMU 测量得到的角加速度和线加速度作为输入信息,最终输出无人车的位姿信息。系统主要包括 4 个模块:点云预处理模块、特征提取模块、基于强度图与动态处理的激光里程计模块、回环检测模块。

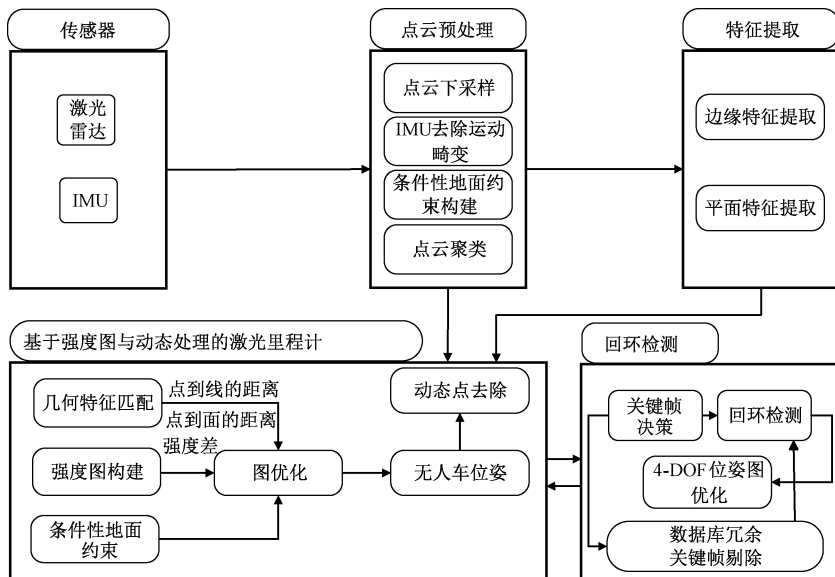


图 1 算法框架

Fig. 1 Algorithm framework

1.1 点云预处理

为了精炼和优化原始激光点云数据,使用点云预处理来处理激光雷达捕捉的点云数据,包含点云下采样、运

动畸变去除、地面点提取、点云聚类这 4 个步骤。这一过程的主要目标是优化点云以提高点云质量,并为后续的 SLAM 任务提供更准确可靠的输入。为了后续计算方

便,设 t 时刻激光雷达获取到的包含 n 个点的点云集为 $P_t = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 其中每个点在笛卡尔坐标系表示为 $p_k = \{x_k, y_k, z_k\}$ 。

1) 点云下采样和运动畸变去除

获取的点云数据通常具有较高的密度,存在一定的冗余点,且不可避免的出现一些噪点,所以需要减少数据量。只有在滤波预处理中将噪点和离群点去除,才能更好的进行特征提取,这里采用体素滤波^[16]方法进行下采样,创建一个三维体素格,将 t 时刻的点云空间划分为一系列立方体,每个立方体即为一个体素,对于每个体素,选择离体素中心最近的点作为采样点。重复对整个点云进行体素滤波,将每个体素中的点采样为一个代表性的点,得到下采样的点云集 P_d 。

当地面无人车移动时,激光雷达测量结果会受到运动畸变的影响,使得获得的点云与真实位置存在差异,所以按照 Vins-mono^[17]的思想,采用 IMU 提供的短时间位姿估计信息去除点云的运动畸变。

2) 条件性地面约束构建

为了解决无人车建图过程中地图沿 Z 轴方向漂移的问题,本文提出了条件性地面约束。传统的地面约束在激光里程计中确实能够有效地补偿 Z 轴方向的漂移,但其应用条件却有所局限。在平整连续的道路上,地面约束可以准确地补偿无人车的位姿,但在遇到斜坡、楼梯或不平整的道路时,简单地应用地面约束却可能引入错误的信息,反而加剧地图在 Z 轴方向上的漂移。因此为了应对大范围环境下较多的不平整地面以及凹坑,本文基于法向量和地面连续性提出了条件性地面约束,当遇到不平整地面或者凹坑时,就在位姿优化过程中忽略地面约束的添加,从而避免加剧地图 Z 轴方向上的漂移。

为了判断地面是否平整,本文根据地平面的法线和无人车 Z 轴的夹角以及地面点云中最近和最远点相对无人车的距离判断,具体判断条件如下:

(1) 通过计算地平面的法线与无人车坐标系的 Z 轴之间的夹角。如果角度大于某个阈值,则认为地平面与运动平面不匹配。

(2) 通过计算在地面点云中最近的地面点和最近的地面点相对于无人车的距离。如果距离最远点的距离低于阈值,距离最近点的距离高于阈值,则认为地平面与运动平面不匹配。

当地面平整时,需要添加地面约束来减少地图 Z 轴方向的漂移,为了地面约束的构建,需要将地面点和非地面点进行分离,所以要进行地面点分割。传统 LeGO-LOAM 方法假设地面是平整的,由于雷达水平安装会导致一些高于地面且水平的物体被误判为地面点,特别是对于近处地面点的提取效果较差。为此,本文提出一种地面测量模型对地面点和非地面点进行分割。当无人车

在平地上移动时,如果激光束击中地面,激光雷达传感器高度、光束和地面会形成一个三角形,如图 2 所示。因此可以利用激光束击中目标点的距离和激光束角度来计算激光束撞击地面的深度,公式如下:

$$\hat{h} = s \cos \theta \quad (1)$$

其中, \hat{h} 为计算的深度,如果计算深度 \hat{h} 与实测深度 h 的差值低于某一阈值,则认为该点属于地面。如图 2 实线的线束表示击中了地面点,虚线的线束表示击中了非地面点。

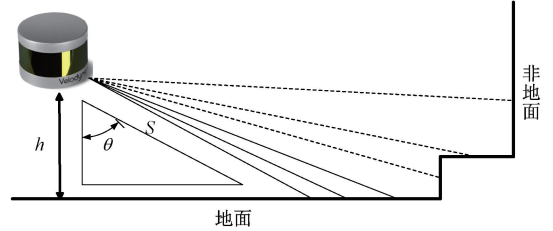


图 2 地面点提取示意图

Fig. 2 Schematic diagram of ground point extraction

提取完地面点后便得到了地面点云集合 P'_g , 然后在此基础上构建地面约束。然而,地面波动、斜坡等特征会阻碍在大范围复杂 3D 环境中使用全局地面约束,且在不平整的地面加入地面约束会起反作用,因此本文拟采用局部地面约束,选择性地加入地面约束,过程如下:

首先,构建上一个地平面点云的平面方程,如式(2)所示。

$$ax + by + cz = d \quad (2)$$

其中, (a, b, c) 为平面法向量, $a^2 + b^2 + c^2 = 1, d > 0$ 。

然后,基于当前地平面点云 P'_g 中的一个点 $p_i(x_i, y_i, z_i)$ 到上一个平面的距离 d_i , 构建代价函数,如式(3)所示。

$$\min \left\{ \sum_{p_i \in P'_g} f_c(p_i) \right\} \quad (3)$$

$$\text{其中, } f_c(p_i) = \frac{|ax_i + by_i + cz_i - d_i|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}, \text{ 由此就构建}$$

好了地面约束。

3) 基于距离和强度的点云聚类

为了提高点云提取和特征匹配的效率,需要事先对点云进行聚类。非地面点云中通常包含环境中的障碍物,如墙壁、树木等物体。通过对非地面点云进行聚类,可以将这些障碍物分开并进行建模,不仅能提供更详细的环境地图信息,而且可以减少后续处理的数据量。本文使用欧式聚类^[18]并且结合点云强度对非地面点进行聚类,对于空间中的一点,用 KDTree 近邻搜索,将距离小于设定阈值且强度值差距在 0~10 上下的 15 个点云聚

类于集合 Q , 然后对于这 15 个点, 计算每个点和它周围最近 4 个点强度值的差值, 然后取平均, 平均值越小对应点的权重越小, 权重公式如下:

$$W_{p_1} = \frac{4I_{p_1} - I_{q_1} - I_{q_2} - I_{q_3} - I_{q_4}}{4} \quad (4)$$

其中, p_1 为根据距离聚类得到的 15 个点中的一个, W_{p_1} 为点 p_1 的权重, q_1, q_2, q_3, q_4 为 p_1 周围最近的 4 个点, 以此类推, 分别计算 15 个点的权重, 最后剔除权重最大的 5 个点, 这样就能实现对非地面点的分组聚类。

1.2 特征提取

为了均匀且快速地提取点云中的边缘和平面特征, 本文除了考虑点云深度信息还引入点云强度信息, 提出基于局部平滑度的特征提取方法。

首先, 基于深度和强度信息, 分别计算每个非地面点云簇类各自的局部平滑度 c_i , 如式(5)所示。

$$c_i = \frac{1}{|P|} \left\| \sum_{j \in P, i \neq j} (r_j - r_i) \right\| d_{f_i} d_{I_i} \quad (5)$$

其中, d_{f_i} 和 d_{I_i} 分别表示深度因子和强度因子, P 为 p_i 的邻点集合 Q , 为 10。

深度因子, 如式(6)所示, 可以从深度方面筛选出最相关的点, 减少对不相关或低质量的点的依赖, 进而从点云中提取一致的特征。

$$df_i = \frac{G}{1 + \frac{r_i}{r_0}} \quad (6)$$

其中, G 为增益参数, r_0 为临界距离。

强度因子, 如式(7)所示, 可以提高特征在不同材质、表面反射率差异较大的物体上的区分能力, 不仅能提高特征的区分能力, 还增强了特征的鲁棒性。本文所使用的激光雷达为威力登的 VLP16, 其采集到的点云强度范围为 0~255, 这是以数字形式表示的相对值。在本文所针对的大范围的室外环境中, 50 以上的点云被定义为强点云, 50 以下则被定义为弱点云。 I_0 为临界强度。

$$d_{I_i} = \frac{G}{1 + \frac{I_i}{I_0}} \quad (7)$$

然后, 根据点的局部平滑度进行排序, 提取最大的两个点为边缘特征点, 最小的 4 个点为平面特征点, 分出边缘特征 F_i^e 和平面特征 F_i^p , 从而得到一个激光雷达帧 $F_i = \{F_i^e, F_i^p\}$ 。

1.3 基于强度图与动态处理的激光里程计

为了解决构建的地图不够精细的问题, 本文通过在激光里程计中引入强度图的构建, 并结合动态点云去除策略, 从而提升地图的精细度和准确性。首先, 最小化点到边缘特征和点到平面特征之间的距离来构建边缘残差

和平面残差。然后, 基于点云的强度信息, 通过构建强度图得到强度残差。接着, 通过最小化边缘残差、平面残差、强度残差以及上文构建的地面约束代价函数进行姿态估计, 最后根据动态对象的特征投影和强度差异来去除动态点, 从而构建准确且精细的点云地图。

1) 几何特征匹配

为了得到两帧点云数据之间无人车的位姿变换, 本文构建其几何特征对应的匹配关系。分别构建边缘特征和平面特征的残差, 如式(8)和(9)所示:

$$f_e(p_i) = \frac{(p_i - p_1^e) \times (p_i - p_2^e)}{|p_1^e - p_2^e|} \quad (8)$$

其中, p_i 为给定的边缘特征点, p_1^e, p_2^e 从全局地图中搜索最近的两个边缘特征点;

$$f_p(p_i) = (p_i - p_1^p)^T \cdot \frac{(p_1^p - p_2^p) \times (p_1^p - p_3^p)}{|(p_1^p - p_2^p) \times (p_1^p - p_3^p)|} \quad (9)$$

其中, p_i 为给定的平面特征点, p_1^p, p_2^p, p_3^p 为从全局地图中搜索最近的 3 个平面特征点;

2) 强度图构建

为了充分利用点云的几何和强度信息, 构建更优的姿态估计, 跟目前仅利用几何特征, 如边缘和平面特征, 进行匹配优化的激光 SLAM 算法不同。本文在基于几何特征的前提下, 通过构建强度图引入点云的强度信息对系统进行优化匹配。具体步骤如下:

为了得到简单且有效的强度计算, 本文在强度特征点 p_i 点周围寻找 6 个三维栅格单元构建一个球形强度图, 如图 3 所示, 每个单元都是该区域的平均强度, 每个单元的强度计算公式如下:

$$I_k = \frac{1}{n} \sum_{j \in s, j \neq 0} (I_j - I_0) \quad (k \in [1, 6]) \quad (10)$$

其中, I_j 表示每个区域内包含的点的强度, I_0 表示最近点的强度, s 表示 6 个区域中的一个, n 表示对应区域内的点数。

假设第 1 个栅格点坐标为 $p_1(x_1, y_1, z_1)$, 第 6 个栅格点的坐标为 $p_6(x_6, y_6, z_6)$, 从而利用均值法获得更精确的 p_i 对应的强度推算值, 公式为:

$$\hat{I}_{p_i} = \frac{1}{3} \left(\begin{array}{l} \frac{x_2 - x_1}{x_2 - x_1} I_1 + \frac{x_i - x_1}{x_2 - x_1} I_2 + \frac{z_3 - z_1}{z_3 - z_4} I_4 \\ + \frac{z_i - z_4}{z_3 - z_4} I_3 + \frac{y_5 - y_i}{y_5 - y_6} I_6 + \frac{y_i - y_6}{y_5 - y_6} I_5 \end{array} \right) \quad (11)$$

接着, 构建强度残差, 公式如下:

$$f_{\tau}(p_i) = I_{p_i} - \hat{I}_{p_i} \quad (12)$$

其中, I_{p_i} 为激光强度的测量值。

然后, 引入点云的强度特征, 通过最小化强度残差、边缘残差、平面残差以及上文构建的地面约束代价函数进行姿态估计, 公式如下:

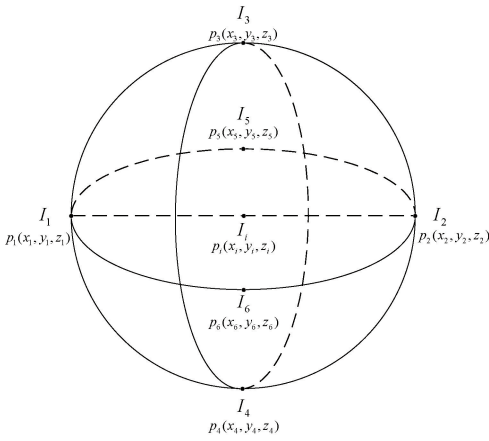


图3 球形强度图构建示意图

Fig.3 Schematic diagram for constructing a spherical strength map

$$T^* = \underset{T}{\operatorname{argmin}} \left\{ \begin{array}{l} \sum_{p_i \in F_i^e} f_e(p_i) + \sum_{p_i \in F_i^p} f_p(p_i) \\ + \sum_{p_i \in P} f_{\tau}(p_i) + \sum_{p_i \in P_g^l} f_c(p_i) \end{array} \right\} \quad (13)$$

其中,使用列文伯格-马夸尔特优化方法^[19]迭代计算出最优的位姿估计,作为当前的位姿估计值。

最后,利用求解的无人车位姿将对应的当前帧点云转换至全局坐标系,完成点云地图的更新。

3) 动态对象去除

针对大范围环境中行人以及车辆的轨迹动态点云对扫描匹配的影响问题,本文提出基于投影匹配距离和强度差异的动态对象去除策略。对于静态环境,投影的特征应该能够重叠,并且匹配的距离非常小,且一般来说,强度值跟周围点云相差不大;对于动态对象,特征位置的变化会使匹配距离变大,动态对象的点云强度跟周围相差较明显。因此,如果利用动态物体的特征投影计算它的匹配距离并进行排序筛选,就能够去除匹配距离和强度差异较大的动态点云,实现动态对象的有效去除。具体如算法1所示。

算法1: 动态点去除

```

1 input: 最新的激光雷达帧  $F_k$ ;
    本地窗口中的第1帧  $F_{k-n}$ ;
    最新的激光雷达帧和本地窗口中的第1帧之间的相对位姿;
2 output: 最新的去除动态点之后的激光雷达帧;
3 begin
4 for  $F_k$  中的每个特征 do
    找到  $F_{k-n}$  中最近的边或平面作为对应;
    计算点到线或点到平面的距离;
5 end
6 根据匹配距离对特征进行排序;
    
```

7 去除 10%那些具有最大距离且强度差异与周围聚类簇类差异超过一定阈值的特征点;

8 end

1.4 回环检测

为了减少大范围建图过程中激光里程计的累积误差,本文使用了回环检测。本文按照文献[20]的思想,使用全局匹配来进行回环检测。此外,通过对齐3D点云对的2D投影来计算它们之间的相对姿态,以通过降维来提高效率。本文按照文献[21]的思想,将每个激光雷达扫描数据转换为极坐标形式并进行旋转和缩放,将每个扫描转换为一个特征图像,在回环检测过程中,如果出现相似的特征图像,就认定检测到了回环,并进行相应的位置更新和优化。

2 实验结果与分析

2.1 地面点提取评估

为了验证地面点提取的准确性,根据 LeGO-LOAM 和本文提出的地面模型在录制的数据集上进行地面分割,选取的是相对平整简单的环境。如图4所示,从俯视和正视两个视角进行分析,由图中的对比可见,箭头对应的是一张平整的桌子,LeGO-LOAM 算法将桌面点云判定为地面点;圆圈对应的是稍远一点的地面,这里 LeGO-LOAM 的地面点提取策略出现了许多错误的提取,而本文所提出的地面点提取方法实现了正确的地面分割,不会把一些高于地面的平整物体提取为地面点,且对于较远的地面点也有较好的提取效果。由此可见,本文使用的地面测量模型所提取的地面点效果优于 LeGO-LOAM 算法的策略,减少了异常值的出现。



(a) LEGO-LOAM (b) Scene (c) Proposed method

图4 地面点提取效果对比

Fig.4 Comparison of ground point extraction effects

2.2 动态对象移除评估

为了验证环境中出现动态对象时本文 SLAM 方案的建图效果,通过 KITTI 数据集进行评估。此数据集是在校园中录制的,包含大量的行人。图5显示了 LeGO-

LOAM、LIO-SAM 和本文提出的 SLAM 方案的建图结果。LeGO-LOAM 和 LIO-SAM 都出现了建图过程中行人的点云,如图中箭头所指,相比之下,本文提出的 SLAM 方案展现出了显著的优势。通过加入了基于投影匹配距离和强度差异的动态对象去除策略,有效地去除了行人等动

态对象地点云数据,生成了更可靠的地图。并且当加载先前生成的地图用于导航时不会有这些行人点云的影响,避免了将这些点云误判为障碍物,因此后续导航规划更准确。

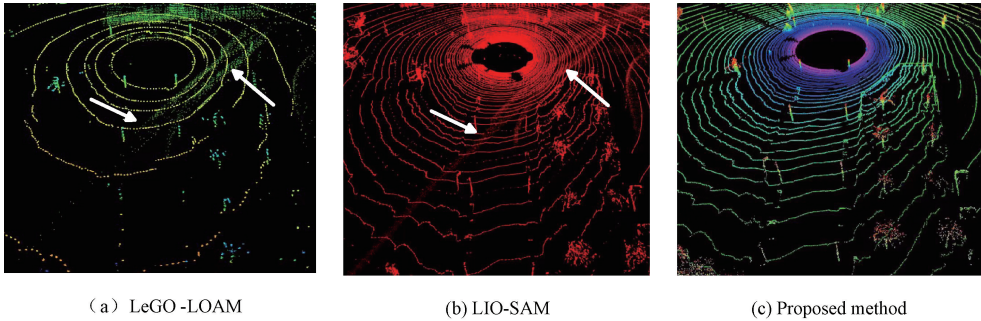


图 5 动态点去除效果对比

Fig. 5 Comparison of dynamic point removal effects

2.3 定位和建图结果分析

为了验证本文算法在大范围复杂环境中建图细节的精细程度,本文选择 KITTI 公开数据集的 09 序列作为测试数据集,该数据集包含大范围的城市环境,且存在较多的拐弯,比较考验算法的可靠性。图 6 所示为三维地图重建整体效果图,在整体的定位与建图结果分析中,为了充分验证本实验方法的有效性,选取了 LeGO-LOAM 的

改进算法 SC-LeGO-LOAM 以及 LIO-SAM 的改进算法 LVI-SAM 作为本方法的对比试验。其中图 6(a)为 SC-LeGO-LOAM 算法得到的建图结果,图 6(b)为 LVI-SAM 算法得到的建图结果,图 6(c)为本文提出的 SLAM 算法建图结果。第 1 行为整体建图效果,第 2 行为局部放大效果,本文提出的算法较另外两种算法细节较为完整,细节边缘处的点云较薄,且不存在重影的情况。

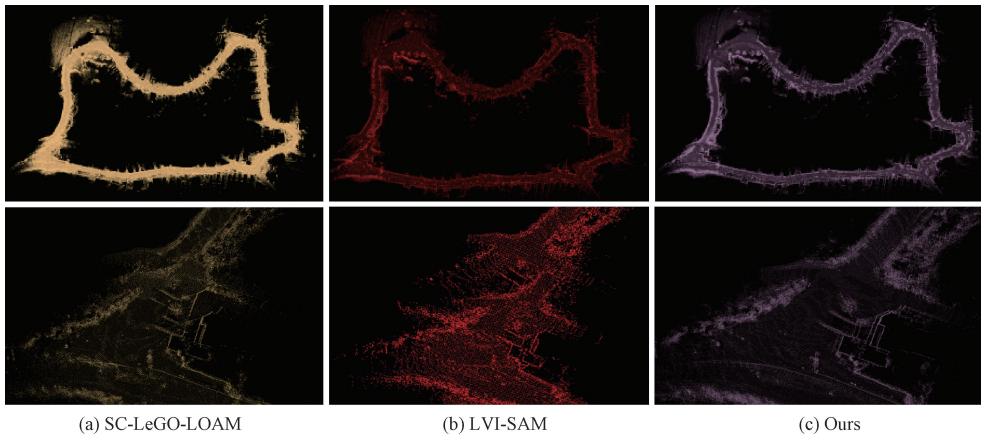


图 6 整体建图效果对比

Fig. 6 Comparison of overall drawing effects

为了直观对比本文算法和 LeGO-LOAM、SC-LeGO-LOAM、LIO-SAM、LVI-SAM 算法定位和建图的精度,实验通过 EVO 测评工具评估本文算法、LeGO-LOAM、SC-LeGO-LOAM、LIO-SAM 和 LVI-SAM 五个算法导出的轨迹文件,并和 KITTI 数据集的地面真值轨迹进行比较。实验结果如图 7 所示,其中,实线表示的曲线为本文算法导出的轨迹,得益于本文引入了条件性地面约束、强度信息

和动态点去除策略,其更贴近虚线代表的地面真值轨迹,所以本文提出的算法较 4 种开源算法建图结果更接近数据集真实情况。通过与图 8 中的绝对位姿误差以及表 1 中的绝对轨迹误差的最大值、平均值、中位数、均方根、标准差进行对比,而均方根误差主要用来衡量整体估计值同真实值之间的偏差,轨迹误差均与效果最好的 LVI-SAM 对比。可以明显观察到绝对轨迹误差的均方根误

差减少幅度超过 50%，有效提升了建图的准确性。

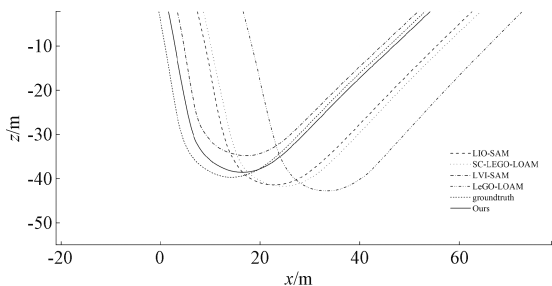


图 7 KITTI 轨迹对比

Fig. 7 Comparison of KITTI's trajectories

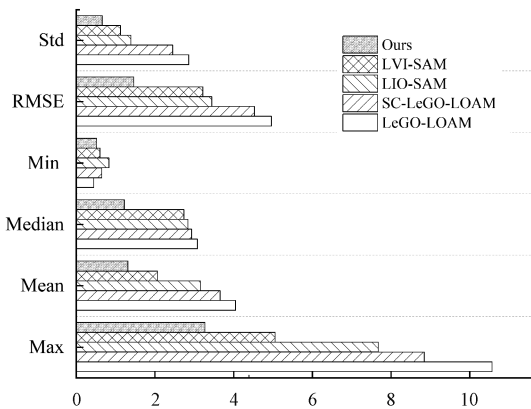


图 8 绝对位姿误差柱状图

Fig. 8 Bar chart of absolute pose error

表 1 各算法绝对轨迹误差对比

Table 1 Comparison of absolute trajectory errors among various algorithms

算法	Max/m	Mean/m	Median/m	RMSE/m	Std/m
LeGO-LOAM	10.571	4.052	3.081	4.961	2.862
SC-LeGO-LOAM	8.848	3.656	2.933	4.53	2.452
LIO-SAM	7.678	3.157	2.837	3.449	1.390
LVI-SAM	5.055	2.068	2.740	3.221	1.125
Ours	3.270	1.310	1.219	1.465	0.658
误差减小	35.3%	36.7%	55.5%	54.5%	41.5%

由于本算法改变了传统地面约束的添加方式,提出了条件性地面约束,所以本文方法在大范围的环境下能更好的应对各种凹坑和不平整地面,对于 Z 轴的补偿能够在图 9 中体现出来。特别是由方框的放大图可以看出实线表示的曲线代表的本文算法较另外 4 种算法在 Z 轴上平滑且紧密地贴合地面真值,一定程度上更好地约束了地图 Z 轴方向上的漂移,保证了建图的准确性。

3 结论

为了解决现有激光 SLAM 算法在大范围复杂场景下

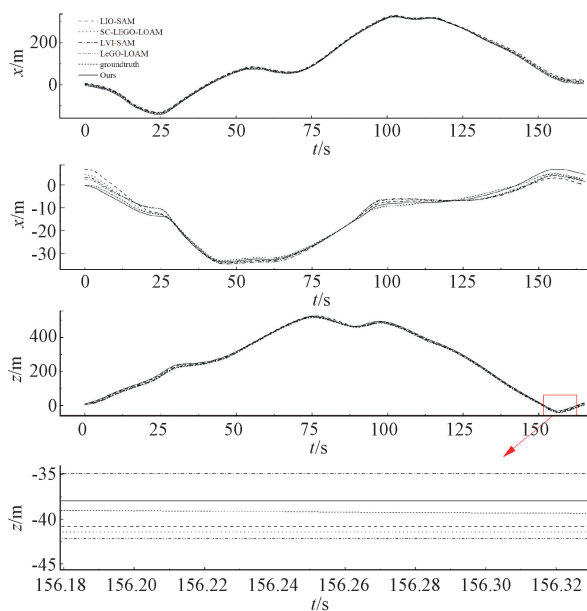


图 9 XYZ 三坐标轴的轨迹图

Fig. 9 The trajectory map of the XYZ three coordinate axis

建图时整体精确度偏低、地图不够精细的问题,本文提出了基于点云强度和地面约束的大范围激光 SLAM。首先通过添加局部条件性地面约束减少地图 Z 轴方向漂移误差,最终生成的点云地图较高程度地还原了场景的细节。然后通过融合点云强度特征的激光里程计来得到更优的位姿估计;最后基于投影匹配距离排序的动态对象去除策略,有效地去除了建图过程中行人的点云,从而使得 SLAM 系统具有出色的动态点云去除和高精度的定位性能。实验结果验证了本文算法在大范围开放环境中建图和定位稳定且可靠。

在未来的工作中,将在 SLAM 框架中融合相机传感器,将视觉和激光结合^[22],从环境中获得更加丰富的纹理信息,通过因子图将两种传感器有效融合,在 SLAM 系统前端直接将轻微移动或者产生较大位移的物体点云移除,在 SLAM 系统后端融合相机残差,更好地优化估计位姿,从而更有效地应对大范围复杂场景下的移动物体,提高 SLAM 的建图精度和可靠性。

参考文献

[1] TAHERI H, XIA Z C. SLAM; definition and evolution[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2021, 97: 104032.

[2] GODIO S, CARRIO A, GUGLIERI G, et al. Resolution and frequency effects on UAVs semi-direct visual-inertial odometry (SVO) for warehouse logistics[J]. Sensors, 2022, 22(24): 9911.

[3] CAMPOS C, ELVIRA R, RODRÍGUEZ J J G, et al. Orb-SLAM3: An accurate open-source library for visual,

- visual-inertial, and multipap SLAM [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(6): 1874-1890.
- [4] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. Visual-inertial monocular SLAM with map reuse[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(2): 796-803.
- [5] TORRESANI A, MENNA F, BATTISTI R, et al. A V-SLAM guided and portable system for photogrammetric applications [J]. Remote Sensing, 2021, 13(12): 2351.
- [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] SHAN T, ENGLLOT B. Lego-LOAM: Lightweight and ground-optimized Lidar odometry and mapping on variable terrain [C]. 2018 IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 4758-4765.
- [8] ZHANG M, CHEN Y, LI M. Vision-aided localization for ground robots [C]. 2019 IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2019: 2455-2461.
- [9] WEI X, LV J, SUN J, et al. Gclo: Ground constrained Lidar odometry with low-drifts for GPS-denied indoor environments [C]. 2022 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2022: 2229-2235.
- [10] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time [C]. Robotics: Science and Systems, 2014, 2(9): 1-9.
- [11] LI H, TIAN B, SHEN H, et al. An intensity-augmented Lidar-inertial SLAM for solid-state Lidars in degenerated environments [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-10.
- [12] WANG H, WANG C, XIE L. Intensity-SLAM: Intensity assisted localization and mapping for large scale environment [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 1715-1721.
- [13] SHAN T, ENGLLOT B, MEYERS D, et al. Lio-SAM: Tightly-coupled Lidar inertial odometry via smoothing and mapping [C]. 2020 IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2020: 5135-5142.
- [14] 余联想, 郑明魁, 欧文君, 等. 多传感器融合的移动机器人室外激光 SLAM 算法优化与系统实现 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(2): 48-55.
- YU L X, ZHENG M K, OU W J, 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.
- [15] FAN Y, ZHANG Q, TANG Y, et al. Blitz-SLAM: A semantic SLAM in dynamic environments [J]. Pattern Recognition, 2022, 121: 108225.
- [16] LIU L, LIM S. A voxel-based multiscale morphological airborne Lidar filtering algorithm for digital elevation models for forest regions [J]. Measurement, 2018, 123: 135-144.
- [17] QIN T, LI P, SHEN S. Vins-mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34 (4): 1004-1020.
- [18] WEN L, HE L, GAO Z. Research on 3D point cloud de-distortion algorithm and its application on Euclidean clustering [J]. IEEE Access, 2019, 7: 86041-86053.
- [19] DUC-HUNG L, CONG-KHA P, TRANG N T T, et al. Parameter extraction and optimization using Levenberg Marquardt algorithm [C]. 2012 Fourth International Conference on Communications and Electronics (ICCE). IEEE, 2012: 434-437.
- [20] SÁNCHEZ-BELENQUER C, CERIANI S, TADDEI P, et al. Global matching of point clouds for scan registration and loop detection [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2020, 123: 103324.
- [21] KIM G, KIM A. Scan context: Egocentric spatial descriptor for place recognition within 3D point cloud map [C]. 2018 IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 4802-4809.
- [22] YUAN Z, WANG Q, CHENG K, et al. SDV-LOAM: Semi-direct visual-Lidar odometry and mapping [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023: 11203-11220.

作者简介



孙伟(通信作者),于2004年和2006年获得河南科技大学机械制造及其自动化专业学士学位和硕士学位。2010年获得东南大学仪器科学与技术专业博士学位。2014年~2015年,普渡大学 NEXTRANS 中心博士后研究员作为大学 NEXTRANS 中心博士后研究员。现为南京信息工程大学自动化系教授,主要研究方向为智能车辆环境感知、激光 SLAM、机器人导航。

E-mail: sunw0125@163.com

Sun Wei (Corresponding author) received the B. Sc. and

M. Sc. degrees in mechanical manufacture and automation from Henan University of Science and Technology, China, in 2004 and 2006, respectively, and the Ph. D. degree in instrument science and technology from Southeast University, China, in 2010. From 2014 to 2015, he was a post-doctoral researcher with the NEXTRANS Center, Purdue University, USA. He is currently a professor of Automation with Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interests include vehicle re-identification, computer vision, deep learning and environment perception for intelligent vehicles.



曾豪霆, 2021 年获得南京信息工程大学电气工程及其自动化专业学士学位。目前在南京信息工程大学攻读电子信息硕士学位, 主要研究方向为地面机器人激光 SLAM。

E-mail: 871240246@qq.com

Zeng Haoting received a B. Sc. degree in Electrical Engineering and Automation from Nanjing University of Information Engineering in 2021. He is currently a M. Sc. candidate in Electronic Information at Nanjing University of Information Engineering. His main research direction is ground robot laser SLAM.



张小瑞, 2004 年和 2006 年分别获得河南科技大学机械制造及其自动化专业学士学位和硕士学位, 2010 年获得东南大学仪器科学与技术专业博士学位。2013 年~2014 年, 在美国宾夕法尼亚州费城宾夕法尼亚大学 ViDi 中心的博士后研究员。现为南京工业大学计算机与信息工程学院教授, 主要研究方向为虚拟现实和人机交互、视觉感知和模式识别。

E-mail: zxr365@126.com

Zhang Xiaorui received the B. Sc. and M. Sc. degrees in

mechanical manufacture and automation from Henan University of Science and Technology, China, in 2004 and 2006, respectively, and the Ph. D. degree in instrument science and technology from Southeast University, China, in 2010. From 2013 to 2014, she was a post-doc researcher with the ViDi Center, University of Pennsylvania, Philadelphia, PA, USA. She is currently a professor of Computer Science and Technology with Nanjing Tech University. Her main research interests include virtual reality and human-computer interaction, haptic perception, and pattern recognition.



王煜, 2021 年于南京信息工程大学获得自动化专业学士学位, 目前在南京信息工程大学攻读电子信息硕士学位, 主要研究方向为多源传感器融合、激光 SLAM。

E-mail: wangyu726@163.com

Wang Yu received a B. Sc. degree in Automation from Nanjing University of Information Engineering in 2021. He is currently a M. Sc. candidate in Electronic Information at Nanjing University of Information Engineering. His main research interests include multi-source sensor fusion and laser SLAM.



叶健峰, 2022 年获得盐城工学院电气工程及其自动化专业学士学位, 目前在南京信息工程大学攻读控制工程硕士学位, 主要研究方向为激光 SLAM、机器人导航。

E-mail: 1003413106@qq.com

Ye Jianfeng received a B. Sc. degree in Electrical Engineering and Automation from Yancheng Institute of Technology in 2022. He is currently a M. Sc. candidate in Control Engineering at Nanjing University of Information Technology. His main research interests include laser SLAM and robot navigation.