

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413466

动态环境下基于深度图的无人车激光 SLAM 算法*

孙明晓¹, 王鑫源¹, 栾添添¹, 王 潇¹, 刘鹏飞²

(1. 哈尔滨理工大学自动化学院 哈尔滨 150080; 2. 合肥哈工图南智控机器人有限公司 合肥 230000)

摘 要:针对激光 SLAM 在动态环境下出现精度下降与系统鲁棒性差的问题,故提出一种动态环境下基于深度图的无人车激光 SLAM 算法。首先,针对激光入射光线贴近地面时,部分地面点云会被误判为动态障碍物的问题,通过角度阈值将激光点云分割为地面点云与非地面点云,排除地面点云的影响。其次,将非地面点云投影为深度图,把三维空间中的点云投影到二维图像上,采用图像领域的方法减少点云数据处理的复杂度。然后,针对稀疏的激光点云不能准确反映真实环境的问题,利用激光雷达的距离信息作为自适应调节深度图的权重设置深度图的分辨率,使得在不同距离区间的深度图具有不同的分辨率,在不同的距离区间都能够准确识别出动态障碍物,提高系统识别动态障碍物的效率。最后,将局部地图与激光雷达查询帧所形成的深度图进行像素相减,通过得到的视差图去除动态障碍物,并通过降低深度图的分辨率恢复被误删的静态点,得到高精度静态地图。通过实验验证,在仿真环境中,本算法的动态障碍物移除分数为 94.13%。在 KITTI 数据集中,本算法的动态障碍物移除分数为 95.22%。在小场景环境和大场景环境中,本算法的动态障碍物移除分数分别为 96.43% 和 93.30%。算法能高效去除动态障碍物,提高地图精度与系统鲁棒性。

关键词: SLAM; 动态环境; 点云分割; 深度图; 无人车

中图分类号: TH85 TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

A laser SLAM algorithm for unmanned vehicles based on depth map in dynamic environment

Sun Mingxiao¹, Wang Xinyuan¹, Luan Tiantian¹, Wang Xiao¹, Liu Pengfei²

(1. School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China;

2. Hefei HRG Tonan Intelligent Control Robot Co., Ltd., Hefei 230000, China)

Abstract: To address the problem of accuracy degradation and poor system robustness of laser SLAM in a dynamic environment, a laser SLAM algorithm for unmanned vehicles based on a depth map in a dynamic environment is proposed. Firstly, aiming at the problem that some ground point clouds are misjudged as dynamic obstacles when the laser incident light is close to the ground, the laser point cloud is divided into ground point cloud and non-ground point cloud by angle threshold, excluding the influence of ground point cloud. Secondly, the non-ground point cloud is projected into a depth map, and the point cloud in the 3D is projected onto a two-dimensional image. The complexity of point cloud data processing is reduced by using the image domain method. Then, to address the issue that the sparse laser point cloud cannot accurately reflect the real environment, the range information of the LiDAR is used as the weight of the adaptive adjustment depth map to set the resolution of the depth map. The depth map in different distance intervals has different resolutions, and the dynamic obstacles can be accurately identified in different distance intervals, which improves the efficiency of the system in identifying dynamic barriers. Finally, the local map is subtracted from the depth map formed by the LiDAR query frame, the dynamic obstacles are removed by the obtained disparity map, and the static points that are mistakenly deleted are recovered by reducing the resolution of the depth map to get a high-precision static map. Experimental results show that the dynamic obstacle removal score of the proposed algorithm is 94.13% in the simulation environment. The dynamic obstacle removal score of the proposed algorithm is 95.22% in the KITTI dataset. The dynamic obstacle removal score of the proposed algorithm is 96.43% in small scenes and 93.30% in large

收稿日期: 2024-11-08 Received Date: 2024-11-08

* 基金项目: 国家自然科学基金青年项目(62103120)、黑龙江省自然科学基金项目(YQ2024E047)、黑龙江省优秀青年教师基础研究支持计划项目(YQJH2024067)、黑龙江省博士后面上项目(LBH-Z22197)、黑龙江省复合材料高效成型及智能装备技术创新中心开放课题面上项目(HPTIC202204)资助

scenes. The algorithm can efficiently remove dynamic obstacles and improve map accuracy and system robustness.

Keywords: SLAM; dynamic environment; point cloud segmentation; depth map; unmanned vehicle

0 引 言

同时定位与建图 (simulation location and mapping, SLAM) 技术在无人驾驶领域、无人车定位与导航领域得到了广泛的应用^[1], 基于激光传感器的 SLAM 技术称为激光 SLAM。激光 SLAM 能够在光线较差的环境下生成便于导航的环境地图^[2], LOAM^[3] (LiDAR odometry and mapping) 通过分离激光里程计和地图构建形成两个线程, 分别实现高精度的位姿估计和实时的激光地图构建。LeGO-LOAM^[4] (lightweight and ground-optimized LiDAR odometry and mapping) 通过引入轻量化和地面优化的方法, 利用地面分割来简化计算, 在计算资源有限的环境中提高激光 SLAM 的效率和精度。LIO-SAM^[5] (LiDAR inertial odometry via smoothing and mapping) 结合了激光雷达和惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU) 的数据, 通过紧耦合的状态估计方法, 提高了位姿估计的鲁棒性和精度。但是传统激光 SLAM 的点云配准是基于静态假设完成的^[6], 由于实际环境中存在大量的动态障碍物, 并不满足静态假设的条件^[7], 因此会导致激光建图精度下降与系统鲁棒性差的问题, 还会对基于地图的导航产生不利影响^[8], 为减少动态障碍物对激光 SLAM 的影响, 目前常用的方法有 3 种: 基于点云分割的方法、基于光线投影的方法和基于视点可见性的方法。

基于点云分割的方法通常基于聚类来实现, 通过对点云进行分类来识别动态障碍物并将其去除。Milioto 等^[9]通过卷积神经网络对激光点云进行语义分割识别动态障碍物, 该方法可以实时运行在嵌入式 GPU 上, 但是在小目标分割上存在不足。Chen 等^[10]使用 3D-MinNet 网络实现了实时的动态障碍物检测, 虽然该方法能识别小目标动态障碍物, 但是在复杂动态环境下容易识别错误。Ruchti 等^[11]提出了一种通过激光点云的距离信息构建静态地图的方法, 并利用神经网络估算动态障碍物的概率, 但是该方法在复杂动态环境下同样容易识别错误。Chen 等^[12]提出使用语义分割的标签处理动态障碍物, 使用 RangNet++^[13]进行激光点云语义分割, 该方法通过比较新观测的位置和地图中现有的语义信息来判断动态障碍物。该方法虽然能准确识别动态障碍物, 但是该方法难以识别训练样本以外的动态障碍物。

基于光线投影的方法通过将三维空间划分为多个体素单元, 根据每个体素的占用状态来识别动态障碍物。Lim 等^[14]提出一种 ERASOR (egocentric ratio of pseudo occupancy-based dynamic object removal) 方法, 首先通过

构建全局地图得到先验地图, 然后将激光扫描帧与对应的局部地图进行栅格划分, 通过计算每个栅格的描述子来去除该区域的动态障碍物, 但是该方法对激光数据质量依赖性强, 会带来大量的时间消耗。Hornung 等^[15]通过判断激光雷达的激光束是否击中某个体素, 来标记体素的占用状态, 利用体素的占用概率识别动态障碍物, 虽然该方法能够有效处理激光数据和地图构建, 但是同样占用大量的内存和计算资源。

基于视点可见性的方法的基本原理是当扫描的激光点穿过了之前扫描的激光点时, 则认为之前扫描的激光点为动态障碍物。Pomerleau 等^[16]采用贝叶斯方法, 为了解决入射角的不确定性问题, 利用法线和入射角来表示每个点的状态, 能够去除小面积动态障碍物。然而, 当遇到大面积动态障碍物遮挡时, 该方法难以有效去除动态障碍物。Chen 等^[17]提出了一种使用激光点云生成的图像以及扫描生成的残差图像作为输入, 输出中的标签区分是否属于动态障碍物的方法。虽然该方法不受大面积动态障碍物的影响, 但是在激光点云稀疏时性能会下降。Kim 等^[18]提出了一种 Removert 方法, 该方法通过视点可见法去除地图中的动态障碍物, 然后利用当前帧和地图之间的关联来恢复误删的静态点, 但是当激光入射光线贴近地面时, 该方法会把部分地面点云认为动态障碍物进行去除。

为了解决去除动态障碍物时误删静态点导致建图精度下降的问题, 提出了一种动态环境下基于深度图的无人车激光 SLAM 算法, 利用激光点云近密远疏的距离特性, 将激光点云的距离信息转化为深度图分辨率的权重, 通过多分辨率深度图高效去除动态障碍物, 最后降低深度图分辨率恢复被误删的静态点, 生成不包含动态障碍物的地图, 提高建图精度。

1 基于深度图的激光 SLAM

1.1 算法框架

算法包括数据处理模块、里程计模块、图优化模块、回环检测模块和动态障碍物去除模块。首先, 通过融合 IMU 信息获得更准确的激光点云数据; 接着, 利用里程计获得的位姿估计初值进行点云匹配; 然后, 采用 Scan Context 算法进行回环检测, 对轨迹和地图进行优化; 随后, IMU 预积分因子和里程计因子为两个关键帧之间提供约束, 回环因子为两个回环点之间的关键帧提供约束, 通过不断向因子图中加入这些因子, 获得全局位姿输出; 最后, 利用激光点云的近密远疏特性构建多分辨率深度图去除动态障碍物, 构建静态地图, 算法框架图如图 1 所示。

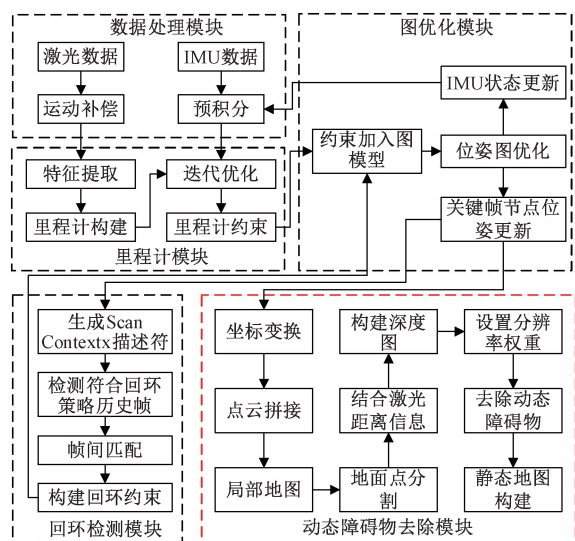


图1 算法框架

Fig. 1 Algorithm framework

1.2 地图构建

局部地图的构建需要激光雷达的扫描帧相对于局部地图进行位姿变换^[19],转换过程如式(1)所示。

$$T_{\xi}P = R_{\xi_{\theta}}P + \begin{pmatrix} \xi_x \\ \xi_y \\ \xi_z \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中: T_{ξ} 表示位姿变换矩阵; P 表示激光雷达扫描到的一个激光点云; $R_{\xi_{\theta}}$ 表示旋转矩阵; ξ_x, ξ_y, ξ_z 表示 x, y, z 这3个方向相对于局部地图原点的坐标差值。

将扫描帧插入到局部地图中,局部地图将生成概率网格地图。

$$M: rZ \times rZ \rightarrow [p_{\min}, p_{\max}] \quad (2)$$

式中: M 表示概率地图; rZ 表示概率网格中每个格子的大小; $p_{\min}$ 和 $p_{\max}$ 表示概率值的范围。

求取扫描帧相对局部地图的位姿可视作一个非线性最小二乘问题,如式(3)所示。

$$\arg \min_x \sum_{k=1}^K (1 - M_s(T_{\xi}h_k))^2 \quad (3)$$

式中: M_s 为平滑函数; h_k 表示为点在查询帧中的坐标; T_{ξ} 表示为查询帧相对局部地图位姿。

采用迭代增量式方法构建全局地图^[20],设第 $k-1$ 帧特征点云所对应投影在全局坐标系下的局部子图为 M_s^{k-1} ,通过第 k 帧点云与第 $k-1$ 帧点云间的位姿变换矩阵 T_k^L ,获得第 k 帧局部子地图的估计值 $\tilde{M}_s^{k-1}$,即:

$$\tilde{M}_s^{k-1} = {}^wL_k T_k^L ({}^wL_{k-1} T_{k-1}^L)^{-1} M_s^{k-1} \quad (4)$$

通过对当前帧与上一帧的局部子地图进行帧间匹配,得到观测值 ${}^wL_k T_k^L$,将估计值与观测值间的误差项实时作为输出进行图优化并构建全局地图。

2 动态障碍物去除

动态障碍物去除包括地面点云分割、非地面点云投影为深度图、多分辨率深度图构建与动态障碍物批量去除,首先对激光点云中的地面点云进行分割,排除地面点云的干扰;其次,将非地面点云投影为深度图,并利用激光点云近密远疏的距离特性,将距离信息转化为深度图分辨率的权重,调整深度图的分辨率去除动态障碍物;最后通过降低深度图的分辨率恢复误删的静态点,构建静态地图。

2.1 地面点云分割

在激光点云数据中,有一大部分激光点云属于地面点云^[21],当激光雷达的入射光线贴近地面时,部分地面点云会被误判为动态障碍物并被删除^[22]。如图2所示,通过角度阈值分割地面点云,定义两根激光束与障碍物的交点为 A 和 B ,则 AB 连线与水平方向上 AC 的夹角设为 β ,根据激光雷达线束可以得到其对应的发射角度 α_1 和 α_2 ,设置 β 为角度阈值,如果在指定范围内小于角度阈值 β ,则将其标记为地面点。

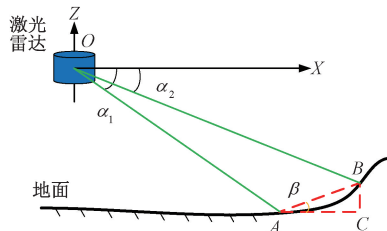


图2 地面点云分割

Fig. 2 Ground point cloud segmentation

通过飞行时间法可以得到 OA 和 OB 的长度,则角度 β 如式(5)所示。

$$\beta = \arctan \frac{\|BC\|}{\|AC\|} = \arctan \frac{|R_A \sin \alpha_1 - R_B \sin \alpha_2|}{|R_B \cos \alpha_2 - R_A \cos \alpha_1|} \quad (5)$$

式中: R_A 和 R_B 分别表示激光雷达到点 A 和 B 的距离。

2.2 非地面点云投影为深度图

将非地面点云地图投影成深度图,采用球面投影的方法,将点云 $\vec{p}(x, y, z)$ 投影成深度图,从而在二维平面上表示三维点,如图3所示。

图3中的坐标系为激光雷达坐标系, $\vec{p}$ 点在 xy 轴平面上投影为 $\vec{p}'$ 点,连线 $\vec{op}$ 与连线 $\vec{op}'$ 的夹角为 β_p ,连线 $\vec{op}'$ 与 x 轴的夹角为 α_p ,每个激光点的 α_p 和 β_p 表示为:

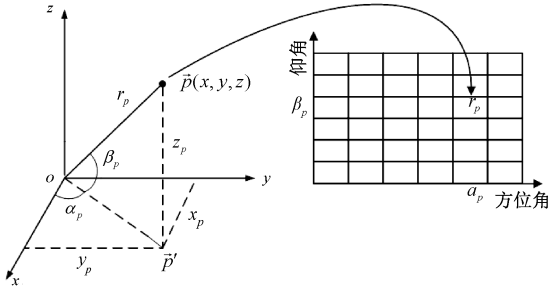


图3 激光点云投影为深度图

Fig. 3 Laser point cloud projection into the depth map

$$\alpha_p = \tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right) = \arcsin\left(\frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2}}\right) \quad (6)$$

$$\beta_p = \sin^{-1}\left(\frac{z}{R}\right) = \arcsin\left(\frac{z}{R}\right) \quad (7)$$

$$R = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (8)$$

式中: R 表示为三维点到激光雷达的距离。

通过该方法将三维空间中的所有点云投影到二维图像上,转化后的深度图是一个二维矩阵,矩阵的行数对应激光点云在水平方向上的角度范围^[23];矩阵的列数对应激光点云在竖直方向的角度范围,矩阵中每个元素值对应具体方向上的点云深度信息^[24]。

深度图中的每个像素值都是地图点云中在某个视角下的可见点云,通过激光雷达的视场,将投影的点云地图 P^M 分割为多个可见地图点云 P_k^M 。

$$P_k^M = \{p_{k,ij}^M | p_{k,ij}^M = \operatorname{argmin}_{p \in P_{ij}^M} r(p)\} \quad (9)$$

式中: $p_{k,ij}^M$ 表示在点云集合 P_{ij}^M 中距离像素点最近的点云集合。

可见地图点云 P_k^M 的等效深度图为 I_k^M , 即:

$$I_k^M = (I_{k,ij}^M) \in \mathbf{R}^{m \times n} \quad (10)$$

式中: $I_{k,ij}^M$ 表示在第 k 帧视角下,第 i 行 j 列像素的投影强度值; m 表示水平方向像素数量; n 表示垂直方向像素数量。

深度图 I_k^M 中每一点的值如式(11)所示。

$$I_k^M(x, y) = \min_{i=1}^N d_i(x, y) \quad (11)$$

式中: N 表示激光雷达扫描的线束; $d_i(x, y)$ 表示第 i 条线上 (x, y) 处的距离值。

2.3 多分辨率深度图构建

在深度图中,前后两帧之间会发生深度变化,而前面的遮挡物体则被视为动态障碍物。考虑到稀疏的点云包含的有用信息较少,在生成深度图后容易失帧,将激光点云的距离信息设置为调节深度图分辨率的权重,使得距离激光雷达较近位置处的图像有着更加精细的分辨率,高效去除动态障碍物。

具体地,令 d_{ij} 表示激光雷达在第 i 次扫描中第 j 个激光点的距离值,那么可以定义权重 w_{ij} 为:

$$w_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \quad (12)$$

接着定义分辨率层数 L ,将距离范围划分为 L 个区间 $[d_{\min}^{(l)}, d_{\max}^{(l)}]$, 其中 $1 \leq l \leq L$, $d_{\min}^{(l)}$ 和 $d_{\max}^{(l)}$ 分别表示第 l 层的距离范围。对于第 l 层像素 (i, j) , 其对应的像素值 $r_{ij}^{(l)}$ 表示为:

$$r_{ij} = \sum_{l=1}^L w_{ij}^{(l)} \times r_{ij}^{(l)} \quad (13)$$

式中: $w_{ij}^{(l)}$ 表示深度图中像素 (i, j) 在第 l 层的权重, 如式(14)所示。

$$w_{ij}^{(l)} = \begin{cases} \frac{1}{d_{ij}}, & d_{ij} \in [d_{\min}^{(l)}, d_{\max}^{(l)}] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

当像素 (i, j) 的距离值 d_{ij} 落在区间 $[d_{\min}^{(l)}, d_{\max}^{(l)}]$ 内时, 其在该层的权重为 $1/d_{ij}$, 即距离越近, 权重越大, 其对应的分辨率也越大; 反之距离越远, 对应的分辨率越低。当距离在该层范围之外的点, 其对应的权重为 0, 不参与该层的深度图构建。

查询帧 P_k^Q 所对应的深度图 I_k^Q 上的每一个点的值 $I_{k,ij}^{Q,\omega}$, 如式(15)所示。

$$I_{k,ij}^{Q,\omega} = \min_{p \in P_{ij}^Q} r_{ij}(p) \quad (15)$$

对于点云地图 P_k^M , 设置相同分辨率的深度图 I_k^M , 其中每一个点的值为 $I_{k,ij}^{M,\omega}$ 。根据不同距离区间的权重, 调节深度图的分辨率。

2.4 动态障碍物批量去除

将局部地图和查询帧所对应的深度图调整到最高分辨率, 并进行矩阵减法, 将两幅深度图逐像素相减, 得到两幅深度图的视差图 I_k^{Diff} 。

$$I_k^{\text{Diff}} = I_k^Q - I_k^M \quad (16)$$

当视差图中某一像素的像素值大于阈值时, 记当前激光点云深度图的像素为动态障碍物, 进行批量动态障碍物去除, 即对于任一点 $p_{k,ij}^M$, 如果其对应的 $I_{k,ij}^{\text{Diff}}$ 值大于设定的阈值 τ_D , 则认为该点属于动态障碍物, 将其添加进 P_k^{DM} 中, 该过程为:

$$P_k^{\text{DM}} = \{p_{k,ij}^M | I_{k,ij}^{\text{Diff}} > \tau_D\} \quad (17)$$

通过动态子集, 可以计算获得与其互斥的静态子集 $p_k^{\text{SM}} = p_k^M - p_k^{\text{DM}}$, 根据无人车运动方向的连续 N 个扫描, 对于每个扫描 p_k^Q , ($k = 1, 2, \dots, N$), 将其依次通过深度图的可见性与 p^M 进行比较, 并统计每一个点被标记为静态与动态点的次数, 记为 n_s 和 n_d , 在完成所有比较后, 可以得到每一个点的评价分数 $s(p^M)$, 即:

$$s(p^M) = \alpha_s n_s + \alpha_d n_d \quad (18)$$

式中: α_s 为静态权重系数, 为正值; α_d 为动态权重系数,

为负值。

由此可以得到动态障碍物点云子集为:

$$P_k^{DM} = \{p_{k,ij}^M | s(p^M < \tau_s)\} \quad (19)$$

经过动态障碍物的去除,可以将点云集 P^M 划分为两个互斥的子集,静态点云子集 P^{SM} 和动态点云子集 P^{DM} , 表示为:

$$\begin{cases} P^M = P^{SM} \cup P^{DM} \\ P^{SM} \cap P^{DM} = \emptyset \end{cases} \quad (20)$$

在比较点云地图和查询帧投影成的深度图的可见性时,以最高分辨率为基准,去除所有可疑的动态障碍物,但是容易误删静态点。通过降低深度图的分辨率,把误删的静态点恢复到静态集合 P^{SM} 中。

3 实验与结果

实验通过仿真环境与真实环境进行验证,仿真验证的测试环境为 ubuntu18.04, CPU 为 Intel Core i5-8265U, 基于 Gazebo 仿真平台搭建仿真验证环境。真实环境验证以无人车系统平台作为实验验证平台,通过采用 KITTI 数据集中的 07 序列、安徽省合肥市蜀山区智能科技园 C 区小场景、智能科技园大场景作为实验场景进行实验验证,如图 4 所示。

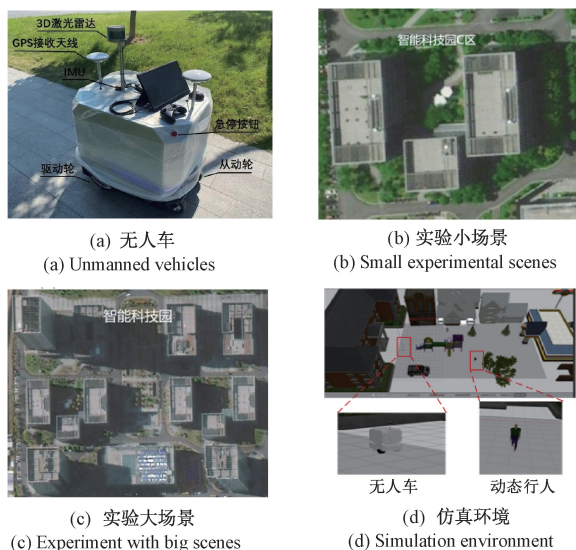


图4 实验验证平台和实验场景

Fig. 4 Experimental verification platform and experimental scenarios

仿真环境为室外小场景,包含少量行人;KITTI 数据集 07 序列中记录了在市区大场景中采集到的真实数据,包含了大量快速运动的车辆;智能科技园 C 区与智能科技园激光数据采集区域分别为 $110 \text{ m} \times 130 \text{ m}$ 和 $390 \text{ m} \times 430 \text{ m}$,涵盖了丰富的动态障碍物,包括大量行人和车辆;

通过激光数据进行 SLAM,但是地图上残留许多动障碍物,如图 5 所示。

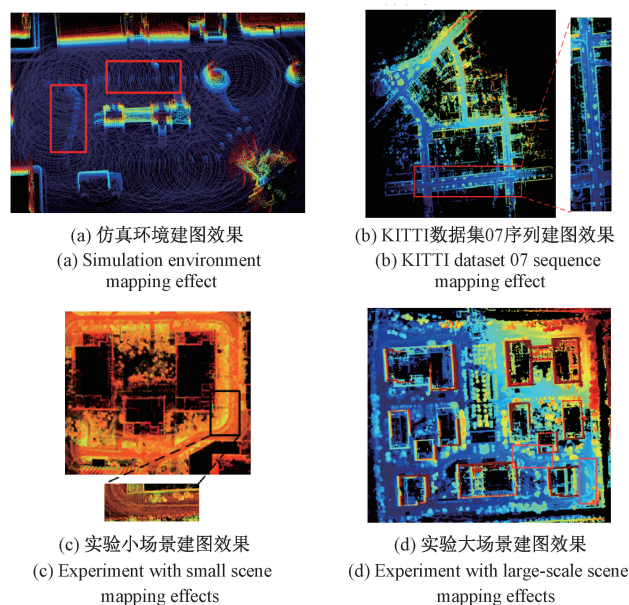


图5 建图效果

Fig. 5 Mapping effects

3.1 动态障碍物去除效果评估

首先对地面点云进行点云分割,设置角度阈值 $\beta < 5^\circ$ 且 $\|BC\|$ 值 $< 5 \text{ cm}$ 的点为地面点。地面点提取结果如图 6 所示,由图 6 框中可以看出,经过地面点云分割后可以看到地图上残留的动态障碍物。

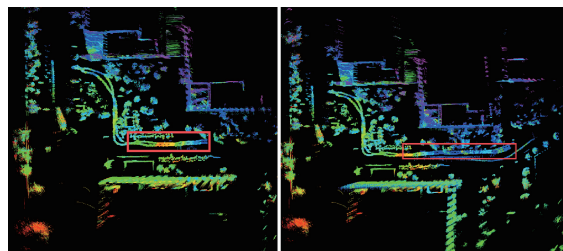


图6 地面点云分割效果

Fig. 6 Ground point cloud segmentation effect

将非地面点投影为深度图,实验选用的激光雷达为 16 线束,水平分辨率为 0.2° ,单个激光发射器扫描一周得到 1 800 个激光点,深度图的长度设置为 1 800,宽度为 16,深度图对比效果如图 7 所示。

将分辨率层数 L 设为两层,通过激光距离权重自适应设置图像分辨率,图 7(a) 为像素 0.5° 的高分辨率深度图,框中的为动态障碍物部分,通过高分辨率深度图去除动态障碍物;图 7(b) 为像素 1° 的低分辨率深度图,框中的动态障碍物没有被捕获到,通过低分辨率深度图恢复被误删的静态点,图中自上而下分别为局部点云地图投

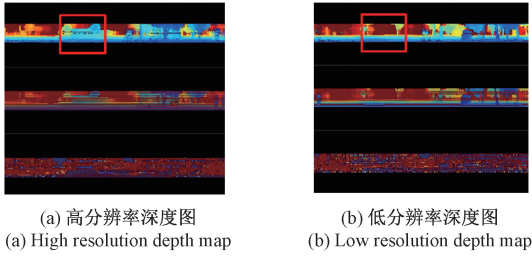


图 7 深度图对比效果

Fig. 7 Depth maps contrast

影得到的深度图 I_k^M 、扫描帧投影得到的深度图 I_k^Q 和两深度图形成的视差图 I_k^{Diff} 。将检测阈值 τ_d 设为 0.2 进行动态障碍物去除,如图 8 所示。

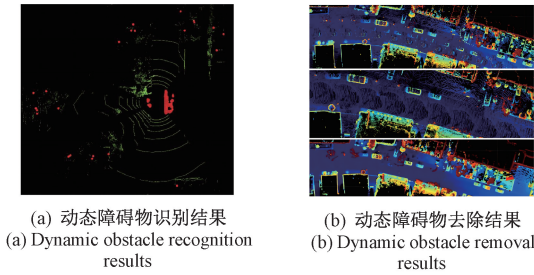


图 8 动态障碍物去除示意图

Fig. 8 Diagram of dynamic obstacle removal

图 8(a) 为一帧包含动态障碍物的点云地图,标记点表示为系统识别出的动态障碍物点云;图 8(b) 为将地图更新频率设为 5 Hz,对动态障碍物进行去除同时恢复误删的静态点云的过程。

使用本算法、Removort 算法和 ERASOR 算法在仿真环境、KITTI 数据集、智能科技园 C 区小场景和智能科技园大场景对动态障碍物去除,如图 9 所示。

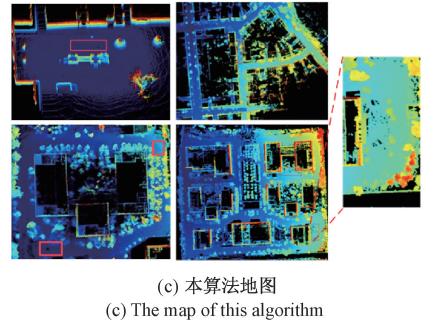
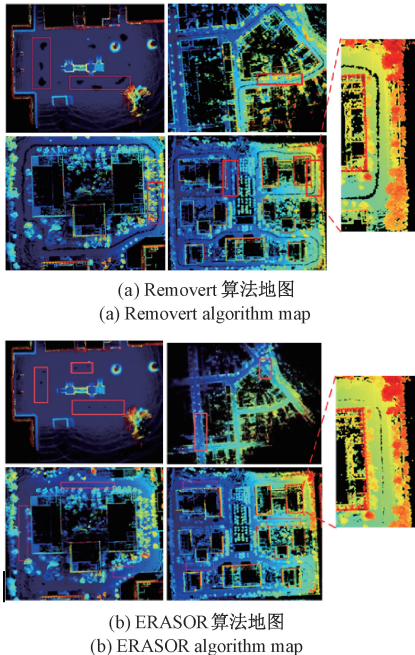


图 9 动态障碍物去除效果

Fig. 9 Dynamic obstacle removal effect

可以从图 9(a) 框中看出 Removort 算法虽然对动态障碍物进行了部分去除,但都存在黑色的粗线,这是由于激光入射光线贴近地面时,由于动态障碍物与其下面的地面点相接近,Removort 算法把地面点误认为动态障碍物一起去掉,并且该方法是利用激光雷达的可视范围投影成深度图,难以从稀疏的点云中获取有用的信息,生成的高分辨率深度图容易失帧;从图 9(b) 框中可以看出 ERASOR 算法同样对静态点进行了去除,这是因为在拟合地面点时是在每个栅格内独立估计的,会出现部分地面点拟合不准确的问题,并且直接剔除掉潜在动态区域中的点云,会造成误删静态点的情况;从图 9(c) 框中可以看出本算法由于路面不平整的原因导致误删了少部分地面点,但是本算法首先进行了地面点分割,保留了大部分地面点;其次,由于远处激光点云较稀疏不能准确反映真实环境,结合激光点云近密远疏的距离特性,在不同距离区间设置深度图分辨率权重,能够更准确的识别动态障碍物。

将本算法、Removort 算法和 ERASOR 算法进行定量比较,评估算法的动态障碍物移除率 PR、保留率 RR 和 F1 分数:

$$PR = \frac{\omega_s}{\eta_s} \quad (21)$$

$$RR = 1 - \frac{\omega_d}{\eta_d} \quad (22)$$

$$F1 = \frac{2 \times (PR \times RR)}{PR + RR} \quad (23)$$

式中: ω_s 表示为保留下来的静态点云数; η_s 表示为所有的静态点云数; ω_d 表示为保留的动态点云数; η_d 表示为所有的动态点云数。

本算法、Removort 算法和 ERASOR 算法在仿真环境、KITTI 数据集 07 序列、智能科技园 C 区小场景和智能科技园大场景中的定量分析如表 1 所示。

由表 1 可以看出,在仿真环境中本算法的 PR、RR 和 F1 分数相比于 Removort 算法,分别提升 9.86%、8.78%

表 1 评价指标对比

Table 1 Comparison of evaluation indicators (%)				
场景	评价指标	Removert 算法	ERASOR 算法	本算法
仿真环境	<i>PR</i>	84.27	92.41	94.13
	<i>RR</i>	88.48	95.37	97.26
	<i>F1</i>	86.32	93.87	95.67
07 序列	<i>PR</i>	87.92	92.98	95.22
	<i>RR</i>	88.16	97.08	97.34
	<i>F1</i>	88.04	94.99	96.27
实验小场景	<i>PR</i>	91.11	94.41	96.43
	<i>RR</i>	90.46	95.38	94.67
	<i>F1</i>	90.76	94.89	95.54
实验大场景	<i>PR</i>	88.93	90.72	93.30
	<i>RR</i>	91.13	96.26	95.78
	<i>F1</i>	90.50	93.41	95.24

和 9.35%; 相比与 ERASOR 算法, 分别提升了 1.72%、1.89% 和 1.80%。在 KITTI 数据集 07 序列中本算法的 *PR*、*RR* 和 *F1* 分数相比于 Removert 算法, 分别提升 7.3%、9.18% 和 8.23%; 相比于 ERASOR 算法, 分别提升了 2.24%、0.26% 和 1.28%。在智能科技园 C 区实验小场景中本算法的 *PR*、*RR* 和 *F1* 分数相比于 Removert 算法, 分别提升了 5.32%、4.21% 和 4.78%; 相比于 ERASOR 算法, *PR* 和 *F1* 分数分别提高了 2.02% 和 0.65%。在智能科技园实验大场景中本算法的 *PR*、*RR* 和 *F1* 分数相比于 Removert 算法, 分别提升了 4.37%、4.65% 和 4.74%, 相比于 REASOR 算法 *PR* 和 *F1* 分数分别提高了 2.58% 和 1.83%。

3.2 轨迹精度评估

轨迹评估实验采用智能科技园真实数据集进行轨迹精度评估, 本算法、Lego-loam 算法和 Lio-sam 算法在含有动态障碍物环境下 *x*、*y* 与 *z* 轴的绝对轨迹误差如图 10 所示。

实验以绝对轨迹误差 (absolute trajectory error, ATE) 作为评估指标, 绝对轨迹误差是指估计位姿与真实位姿之间的直接差值, 反映算法的精度和轨迹的全局一致性。将本算法、Lego-loam 算法和 Lio-sam 算法的绝对轨迹误差进行比较, 其中 Max 为最大误差, Mean 为均值误差, RMSE (root mean square error) 为均方根误差, 如表 2 所示。

由表 2 可以看出, 与 Lego-loam 算法相比, 最大误差减小了 20.79%, 误差均值减小了 57.74%, 误差均方根减小了 60.97%; 与 Lio-sam 算法相比, 最大误差减小了

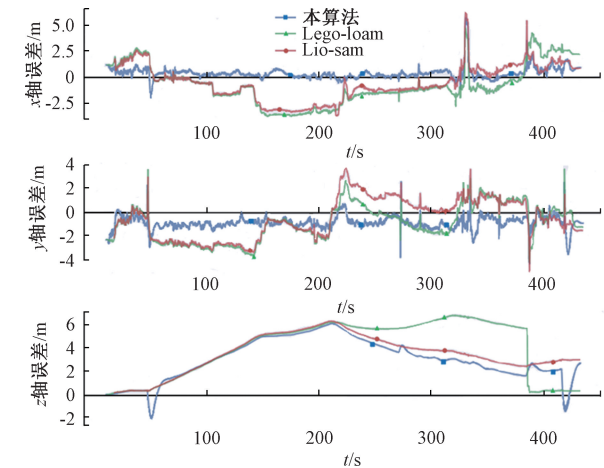


图 10 误差分析
Fig. 10 Error analysis

表 2 绝对轨迹误差对比结果

Table 2 Comparison of absolute trajectory errors (m)			
指标	Lego-loam	Lio-sam	本算法
<i>Max</i>	4.52	4.21	3.58
<i>Mean</i>	1.42	1.17	0.60
<i>RMSE</i>	2.05	1.99	0.80

14.96%, 误差均值减小了 48.72%, 误差均方根减小了 59.80%。由此说明本算法具有更好的鲁棒性, 这是因为本算法利用 IMU 预积分因子与里程计因子获得了更加准确的自身位姿估计, 并且去除动态障碍物有利于提供位姿估计精度。

3.3 实时性评估

为了评估本算法的运行复杂性和运行速度, 将本算法、Removert 算法和 ERASOR 算法在数据集上进行评估, 平均单帧处理时间如表 3 所示, 在处理相同数据集的运行时间进行了对比, 实验结果表明, 本算法在处理大规模点云时速度略慢于 Removert 算法和 ERASOR 算法, 但是动态障碍物消除与静态点云的恢复率较高, 且满足性能要求。

表 3 平均运行时间

Table 3 Average running time (ms)			
数据集	Removert 算法	ERASOR 算法	本算法
仿真环境	71.32	78.82	70.43
07 序列	75.13	84.45	75.62
实验小场景	72.03	79.34	74.87
实验大场景	86.27	88.48	88.23

4 结 论

针对激光 SLAM 在动态环境中精度下降与鲁棒性差的问题,提出了一种动态环境下基于深度图的无人车激光 SLAM 算法。主要贡献为:

1) 将激光点云分割为地面点云和非地面点云,避免激光雷达入射光线贴近地面时,地面点云被认为动态障碍物而误删的情况;将非地面点云投影为深度图,采用图像领域的方法减少点云数据处理的复杂度。

2) 根据激光点云具有近密远疏的距离特性,设计了考虑距离的多分辨率深度图,提高识别动态障碍物的准确率,并通过降低深度图的分辨率,恢复误删的静态点。

3) 在仿真环境、KITTI 数据集 07 序列、智能科技园 C 区小环境、智能科技园大环境中将本算法、Removert 算法和 ERASOR 算法进行对比,本算法去除动态障碍物效果良好。

参考文献

- [1] 李倩,陈付龙,郑亮,等. IMU 紧耦合的多激光雷达定位与建图方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(9): 26-32.
LI Q, CHEN F L, ZHENG L, et al. IMU tightly coupled multi-LiDAR positioning and mapping method [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(9): 26-32.
- [2] 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 SLAM algorithm for 3D LiDAR [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(9): 13-27.
- [3] ZHANG J, SANJIV S. LOAM: LiDAR odometry and mapping in real-time[J]. Robotics Science and Systems, 2014, 2(9): 1-9.
- [4] SHAN T X, ENGLLOT 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, 2018: 4758-4765.
- [5] SHAN T X, ENGLLOT B, MEYERS D. LIO-SAM: Tightly-coupled LiDAR inertial odometry via smoothing and mapping[C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2020: 5135-5142.
- [6] 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.
- [7] 邓鹏,罗静. 复杂环境下机器人多传感器融合定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(12): 48-57.
DENG P, LUO J. Robot multi-sensor fusion localization method in complex environment[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(12): 48-57.
- [8] 栾添添,王皓,尤波,等. 狭窄空间的位姿辅助点 TEB 无人车导航方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(4): 121-128.
LUAN T T, WANG H, YOU B, et al. TEB unmanned vehicle navigation method for position and attitude auxiliary points in narrow space[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 121-128.
- [9] MILIOTO A, VIZZO I, BEHLEY J, et al. Rangenet fast and accurate LiDAR semantic segmentation [C]. 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2019: 3413-3420.
- [10] CHEN X Y L, MERSCH B, NUNES L, et al. Automatic labeling to generate training data for online LiDAR-based moving object segmentation [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 6107-6114.
- [11] RUCHTI P, BURGARD W. Mapping with dynamic-object probabilities calculated from single 3D range scans[C]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2018: 6331-6336.
- [12] CHEN X, MILIOTO A, PALAZZOLO E, et al. SuMa++: Efficient LiDAR-based semantic slam [C]. 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2019: 3683-3690.
- [13] MILIOTO A, VIZZO I, BEHLEY J, et al. Rangenet++: Fast and accurate LiDAR semantic segmentation [C]. 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2019: 4213-4220.
- [14] LIM H, HWANG S, MYUNG H. ERASOR: Egocentric ratio of pseudo occupancy-based dynamic object removal for static 3D point cloud map building [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 2272-2279.
- [15] HORNUNG A, WURM K M, BENNEWITZ M, et al. OctoMap: An efficient probabilistic 3D mapping framework based on octrees [J]. Autonomous Robots, 2013, 34(3): 189-206.
- [16] POMERLEAU F, KRUSI P, COLAS F, et al. Long-term

- 3D map maintenance in dynamic environments[C]. 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2014: 3712-3719.
- [17] CHEN SH B, MA H, JIANG CH H, et al. NDT-LOAM: A real-time LiDAR odometry and mapping with weighted NDT and LFA [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(4): 3660-3671.
- [18] KIM G, KIM A. Remove, then revert Static point cloud map construction using multiresolution range images[C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2020: 10758-10765.
- [19] ZHOU P W, GUO X X, PEI X F, et al. T-LOAM: Truncated least squares LiDAR-only odometry and mapping in real time [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-13.
- [20] HAO D, XIONG J, XIA Z Y. Mobile manipulation task simulation using ROS with MoveIt [C]. 2017 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics, 2017: 612-616.
- [21] ZHANG Y Y, ZHANG X G, YU H. Triple-branch asymmetric network for real-time semantic segmentation of road scenes[J]. Instrumentation, 2024, 11(2): 72-82.
- [22] 栾添添, 吕奉坤, 班喜程, 等. 高动态环境下的傅里叶梅林变换视觉 SLAM 算法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(7): 242-251.
- LUAN T T, LYU F K, BAN X CH, et al. Fourier Merlin transform visual SLAM algorithm in highly dynamic environments[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(7): 242-251.
- [23] 栾添添, 王皓, 孙明晓, 等. 基于动态变采样区域 RRT 的无人车路径规划[J]. 控制与决策, 2023, 38(6): 1721-1729.
- LUAN T T, WANG H, SUN M X, et al. Path planning of unmanned vehicle based on dynamic variable sampling area RRT[J]. Control and Decision, 2023, 38(6): 1721-1729.
- [24] 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 in dynamic scene based on optical flow[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(12): 139-148.

作者简介



孙明晓, 2010 年、2018 年于哈尔滨工程大学分别获得工学学士学位、博士学位, 现为哈尔滨理工大学副教授、机器人工程系主任, 主要研究方向为激光 SLAM、路径规划。

E-mail: sunmingxiao@hrbust.edu.cn

Sun Mingxiao received his B.Sc. and Ph.D. degrees both from Harbin Engineering University in 2010 and 2018, respectively. He is currently an associate professor at Harbin University of Science and Technology and chair of the Department of Robotics Engineering. His main research interests include laser SLAM and path planning.



王鑫源, 2022 年于哈尔滨理工大学获得学士学位, 现于哈尔滨理工大学攻读硕士研究生, 主要研究方向为动态环境下的激光 SLAM。

E-mail: 884084808@qq.com

Wang Xinyuan received his B.Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2022. He is currently pursuing his master degree at Harbin University of Science and Technology. His main research interest includes laser SLAM in dynamic environments.



栾添添 (通信作者), 2011 年、2018 年于哈尔滨工程大学分别获得工学学士学位、博士学位, 现为哈尔滨理工大学副教授, 主要研究方向为激光 SLAM、路径规划。

E-mail: luantiantian@hrbust.edu.cn

Luan Tiantian (Corresponding author) received her B.Sc. and Ph.D. degrees both from Harbin Engineering University in 2011 and 2018, respectively. She is currently an associate professor at Harbin University of Science and Technology. Her main research interests include laser SLAM and path planning.



刘鹏飞, 2012 于哈尔滨理工大学获得硕士学位, 现于合肥哈工图南智控机器人有限公司担任总经理, 主要从事机器人智能控制器和机器人控制算法开发等领域。

E-mail: liupengfei@hitrobotgroup.com

Liu Pengfei received his M.Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2012. He is currently the general manager of Hefei HRG Tonan Intelligent Control Robot Co., Ltd. He is mainly engaged in the development of robot intelligent controller and robot control algorithm.