

激光雷达与 RGB-D 相机融合的 SLAM 建图

付鹏辉, 闫晓磊, 余捷, 于廷海, 叶盛

(福建省汽车电子与电驱动技术重点实验室, 福建 福州 350118)

摘要: 对二维激光雷达与 RGB-D 相机联合标定, 采用改进的 ORB-SLAM2 算法实现稠密的点云地图、八叉树地图、栅格地图的构建。提出了一种将 Cartographer 算法与改进的 ORB-SLAM2 算法融合建图的改进算法。实验结果表明, 相比传统的 ORB-SLAM2 算法, 改进的融合算法在建图过程中障碍物的识别率达到了 96.8%, 绝对位姿误差减小了 53.2%, 提高了建图的精确性和鲁棒性。

关键词: 激光雷达; RGB-D 相机; ORB-SLAM2 算法; 同步定位与建图; 多传感器融合

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

文章编号: 2097-3853(2024)01-0058-07

SLAM mapping based on fusion of LiDAR and RGB-D camera

FU Penghui, YAN Xiaolei, YU Jie, YU Tinghai, YE Sheng

(Fujian Provincial Key Laboratory of Automotive Electronics and Electric Drive Technology, Fuzhou 350118, China)

Abstract: For the joint calibration of 2D LiDAR and RGB-D camera, the improved ORB-SLAM2 algorithm was used to construct dense point cloud map, octree map and raster map. An improved mapping algorithm combining Cartographer algorithm with improved ORB-SLAM2 algorithm is proposed. The experimental results show that compared with the traditional ORB-SLAM2 algorithm, the new fusion algorithm can achieve 96.8% obstacle recognition rate and reduce the absolute pose error by 53.2%, which improves the accuracy and robustness of map construction.

Keywords: LiDAR; RGB-D camera; ORB-SLAM2 algorithm; SLAM; multi-sensor fusion

在采用单一的二维激光雷达实现同步定位与建图 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 研究方面, Queralta 等^[1]提出了一种基于 FPGA 架构多个旋转的二维激光雷达来模拟低成本的三维激光雷达的设计, 为低成本的移动机器人三维建图提供了可能性, 但并未解决二维激光雷达描述环境信息不充分的问题。Xia 等^[2]通过二维激光雷达获取点云数据, 并利用开源的 Cartographer 算法来实现移动机器人的地图构建, 虽然该方法能够反映二维平面的环境信息, 但对小型障碍物的描述仍然不完整。

采用低成本的单一相机实现 SLAM 研究方面, Klein 等^[3]提出了适用于单目相机的 PTMA

算法, 实现了跟踪与建图过程的并行化, 并采用了非线性优化来提高建图的精度。Mur-Artal 等^[4]提出了应用于单目相机的 ORB-SLAM 算法, 随后又提出一种适用于单目、双目、RGB-D 相机的 ORB-SLAM2 算法^[5]。由于相机易受光照强度等环境因素影响, 对透明物体扫描不清, 导致构建的地图存在误差, 无法直接用于移动机器人的导航。

为了解决上述问题, 本文对传统的 ORB-SLAM2 算法进行改进, 实现了稠密点云地图、八叉树地图、栅格地图的构建, 再结合贝叶斯融合法则将激光雷达与 RGB-D 相机的点云数据融合, 得到了融合后的栅格地图。

收稿日期: 2023-10-29

基金项目: 福建工程学院科研启动基金项目 (GY-Z21025)

第一作者简介: 付鹏辉 (1997—), 男, 河南信阳人, 硕士研究生, 研究方向: 多传感器融合 SLAM。

通信作者: 闫晓磊 (1981—), 男, 河南许昌人, 教授, 博士, 研究方向: 优化算法与结构轻量化设计。

1 改进 SLAM 算法的方案设计

改进的 SLAM 算法的流程如图 1 所示。

由图 1 可知,通过对 2D 激光雷达与 RGB-D

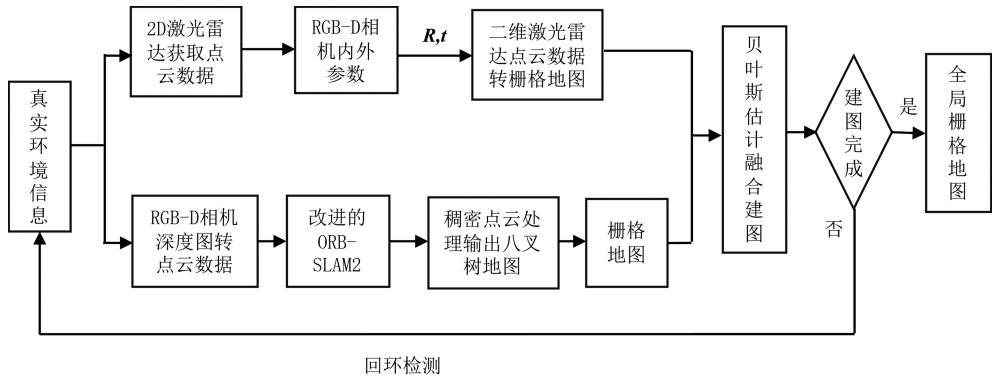


图 1 改进的 SLAM 算法流程图

Fig.1 Improved SLAM algorithm flow chart

2 激光雷达与 RGB-D 相机的联合标定

激光雷达与 RGB-D 相机的点云数据都在各自的坐标系下,无法保证二者数据在空间上同步,因此需要通过联合标定来实现点云数据的同步。通过选取不同时刻的激光点云数据与对应的 RGB-D 相机点云数据进行匹配,得到 RGB-D 相机与激光雷达之间的旋转矩阵与平移矩阵等参数。

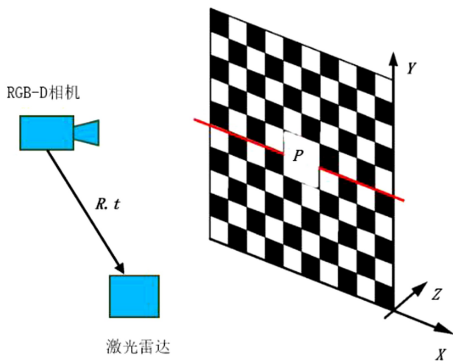


图 2 联合标定原理图

Fig.2 Schematic diagram of joint calibration

设空间某一点 P 同时被激光雷达和 RGB-D 相机观测到,如图 2 所示。该点在激光雷达坐标系下,其坐标为 $P_l(x_l, y_l, z_l)$,在 RGB-D 相机坐标系下,其坐标为 $P_c(x_c, y_c, z_c)$ 。根据上述坐标系之间的几何关系,可推导出被测物体在两个坐标系中的转化关系为:

相机的点云数据处理,结合贝叶斯估计,可以得到融合的全局栅格地图。其中 R 为旋转矩阵, t 为平移矩阵。

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_l \\ y_l \\ z_l \end{bmatrix} \quad (1)$$

在 RGB-D 相机中,深度信息与坐标系之间的关系为:

$$z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & q_x \\ 0 & f_y & q_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} \quad (2)$$

式(2)中, f_x, f_y, q_x, q_y 为相机的内置参数,像素;其中, f_x, f_y 为在 X, Y 轴上的焦距; q_x, q_y 为相机光心在像素坐标系中的坐标。

根据式(1)和式(2),将 RGB-D 相机采集到的检测数据,转换至激光雷达坐标系中,两者之间的转化关系为:

$$z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & q_x \\ 0 & f_y & q_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_l \\ y_l \\ z_l \end{bmatrix} \quad (3)$$

最终得到的关系式为:

$$P_c = \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} X_l \\ Y_l \\ Z_l \end{bmatrix} + t = RP_l + t \quad (4)$$

采用 Autoware 联合标定,联合标定流程图如图 3 所示。根据标定原理,激光雷达和 RGB-D 相机同时观测标定板,并在此过程中不断更换标定板的位置,以获取不同时刻的点云位置,得到 RGB-D 相机的标定参数结果如表 1 所示。经过

多次不同时刻的位姿变换,分别计算出两传感器的标定结果。

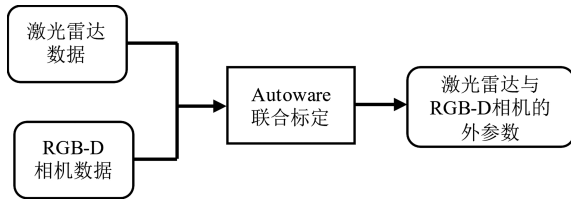


图 3 联合标定流程图

Fig.3 Joint calibration flow chart

标定完成后可得到 RGB-D 相机的内参矩阵、径向畸变和切向畸变等参数值,如表 1 所示。

表 1 RGB-D 相机参数表

Tab.1 Parameter table of RGB-D camera

相机参数	相机参数值/像素
内参矩阵	$\begin{bmatrix} 605.743 & 41 & 0 & 339.721 & 49 \\ 0 & 621.725 & 22 & 278.287 & 83 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
径向畸变	[0.051 0 0.151 0]
切向畸变	[0.030 0 -0.001 8]

激光雷达与 RGB-D 相机联合标定完成后二者处于同一坐标系中,标定后的旋转矩阵 R 和平移矩阵 t 如表 2 所示。

表 2 联合标定参数表

Tab.2 Joint calibration parameter table

联合标定参数	参数值/像素
R	$\begin{bmatrix} 0.040 & 5 & 0.998 & 1 & 0.047 & 8 \\ -0.350 & 6 & -0.030 & 5 & 0.936 & 1 \\ 0.935 & 6 & -0.054 & 8 & 0.348 & 5 \end{bmatrix}$
t	[0.167 2 0.015 2 -0.110 8]

3 改进的 ORB-SLAM2 算法与融合建图

ORB-SLAM2 是一种基于特征点的视觉 SLAM 算法^[6],主要由跟踪、局部地图、回环检测线程等 3 部分组成。ORB-SLAM2 通过对 RGB-D 相机输入的图像帧来提取 ORB 特征,并结合上一帧图像估计 RGB-D 相机的位姿信息,选择一些具有代表性的图像作为关键帧。将关键帧插入地图以后,创建局部地图,同时对局部 BA(光束法平

差)优化。通过优化后的关键帧检测闭环线程,检测到闭环以后对位姿更新,最终通过全局 BA 优化线程,更新全局地图。

3.1 改进的 ORB-SLAM2 算法

图 4 为改进的 ORB-SLAM2 算法框架图,其中虚线内为改进部分。在原有的跟踪线程、局部地图线程、回环检测线程的基础上,新增了稠密点云地图线程,实现了稠密点云地图、八叉树地图、栅格地图的建图功能。

(1) 稠密点云地图

设三维空间中任意一个点为 X ,其坐标为 $X=[x_w, y_w, z_w]$,在相机坐标系下对应的像素坐标为: $x=[u, v, 1]$,根据相机针孔成像原理得到点云的空间位置信息。

$$z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K(R|t) \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, K 为相机内参, z 为深度值和实际空间距离的比例因子。

世界坐标系原点与相机坐标系原点重合后,没有平移和旋转,此时 R 为单位矩阵; t 为零矩阵,通过式(5)变换得到点云的三维空间位置坐标。

$$\begin{cases} x_w = \frac{z(u-q_x)}{f_x} \\ y_w = \frac{z(u-q_y)}{f_y} \\ z_w = z \end{cases} \quad (6)$$

通过式(5)(6),计算出图像的深度信息,实现三维稠密点云地图的构建。

基于原 ORB-SLMA2 算法构建的稀疏点云地图,新增一种稠密点云回环的方法。当系统对词袋模型回环检测优化时,会记录每一个关键帧的位姿数据。通过全局 BA 优化并更新关键帧的位姿信息与地图的坐标,将优化后的关键帧位姿进行点云拼接和滤波优化,更新优化局部的点云地图,可以减小误差并提高系统的鲁棒性。

(2) 八叉树地图

在稠密点云地图的基础上构建八叉树地图^[7],原理如图 5 所示。八叉树地图可表示为一个被均匀分为八块的大立方体,它的根节点下方

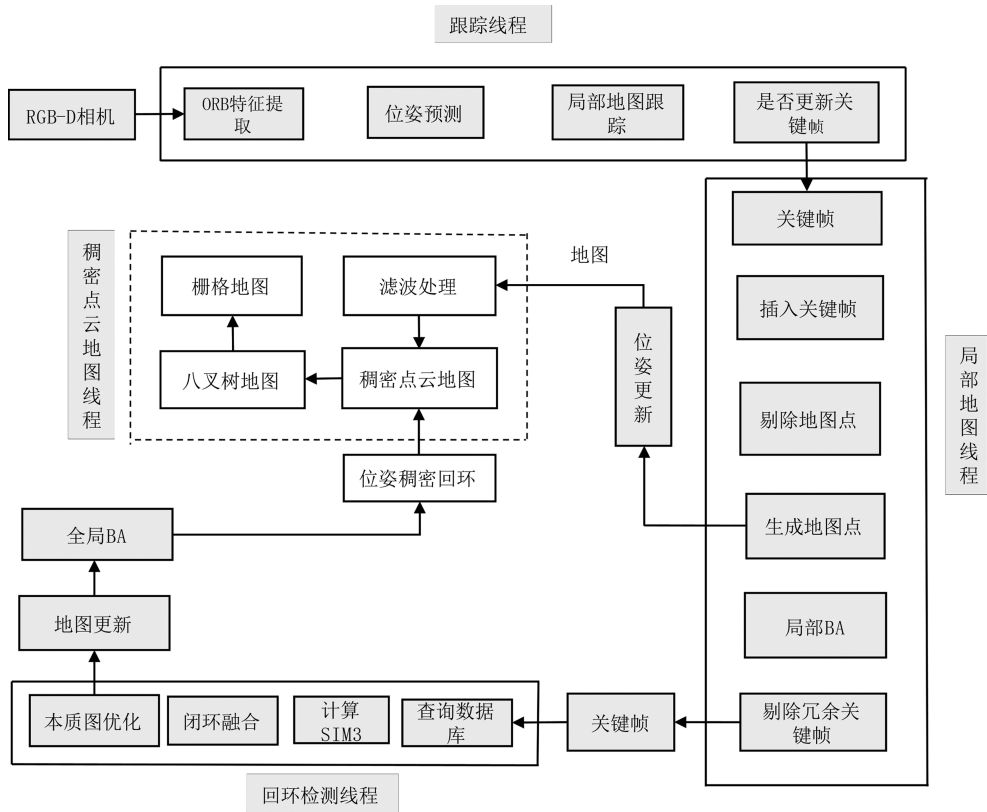


图 4 改进的 ORB-SLAM2 算法整体框架图

Fig.4 Overall frame diagram of improved ORB-SLAM2 algorithm

有 8 个子节点,白色表示未被占据,黑色表示已经被占据且不可被分割,每一个节点类比成体素。其中未被占据的节点继续展开形成八个子节点,被占据的节点停止展开。当地图中添加信息时,由于空白的地方会连在一起,大多数八叉树节点无需展开到叶子层面,因此八叉树地图比点云地图节省了大量的存储空间。

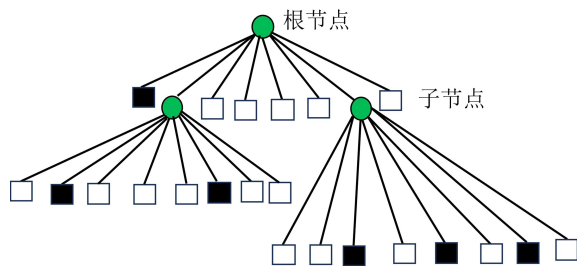


图 5 八叉树原理图

Fig.5 Octree principle diagram

设某节点为 n , 观测数据为 M , 从开始时刻到 t 时刻某节点的概率值为 $L(n|M_{1:t})$, 则在 $(t+1)$ 时刻的值为:

$$L(n|M_{1:t+1}) = L(n|M_{1:t-1}) + L(n|M_{1:t}) \quad (7)$$

通过式(7)计算出该节点在某一时刻的概率

值。 ϵ_{occupy} 为预先设定的参数,用于计算某一时刻该节点的概率值。

$$L(n|M_{1:t+1}) = \begin{cases} \epsilon_{\text{occupy}} \\ 0 \end{cases} \quad (8)$$

通过式(8)得到概率值,再结合 RGB-D 相机的数据,即可得到八叉树地图。

(3) 栅格地图

当八叉树地图构建完成后,需对其进行处理。八叉树是基于体素滤波来描述三维空间的环境信息,而移动机器人在导航的过程中需要的是二维平面的地图信息,故需要将其转化为二维的栅格地图来用于导航。利用 ROS(机器人操作系统)的 Octomap_serive 和 Map_server 这两个功能包来实现八叉树地图的转化。其原理是利用投影来将三维的空间信息投影到二维平面,最终可以得到可用于导航的栅格地图。

3.2 激光雷达与 RGB-D 相机融合

Cartographer 是一种基于图优化的算法^[8],相比于粒子滤波的 SLAM 算法,增加了回环检测机制来优化移动机器人的位姿,因此在处理数据时更加高效、稳定。但该算法只能接受一种类型的

激光数据作为输入方式,不能直接处理 RGB-D 相机采集的数据。故需要将 RGB-D 相机的图像数据订阅为激光雷达的点云数据,并将深度相机的图像数据转化为激光数据来实现二者的融合。

根据激光与视觉数据融合原理,本文采用贝叶斯法则^[9-10]来融合激光雷达和 RGB-D 相机的点云数据,并将融合后的点云数据用于构建栅格地图。贝叶斯法则是用后验概率统计的方式进行数据融合,融合规则如表 3 所示。

表 3 融和规则

Tab.3 Integration rule

RGB-D 相机	激光雷达		
	占用	空	不确定
占用	占用	占用	占用
空	占用	空	空
不确定	占用	空	不确定

在同一状态中,设 k 时刻的概率为 $P(x_k)$,此时的测量值 $Z^k = (Z_1, Z_2, \dots, Z_k)$,简化后的先验分布可表示为:

$$P(x_k | Z^k) = \frac{P(Z_k | x_k) P(x_k | Z^{k-1})}{P(Z^k | Z^{k-1})} \quad (9)$$

式中, $P(Z_k | x_k)$ 表示测量模型的似然函数; $P(x_k | Z^{k-1})$ 表示 $(k-1)$ 时刻的先验分布函数; $P(Z^k | Z^{k-1})$ 表示 $(k-1)$ 时刻估计在 k 时刻的概率。

通过将传感器的观测数据与贝叶斯公式结合,可以得到传感器的栅格单元占据概率值如式 (10) 所示。

$$P^0 = \frac{P_s P_m}{P_s P_m + (1 - P_s)(1 - P_m)} \quad (10)$$

式中, P^0 表示数据融合后的更新概率值; P_s 表示点云返回后占用栅格单元的条件概率; P_m 表示栅格被占用的先验概率; $(1 - P_s)$ 表示激光雷达栅格为空的概率; $(1 - P_m)$ 表示 RGB-D 相机栅格为空的概率。

4 实验研究

4.1 实验平台架构

采用如图 6 所示的智能小车,验证激光雷达与 RGB-D 相机融合建图的可行性。小车使用的主要传感器为 Rplidir A1 激光雷达和奥比中光的

RGB-D 相机。Rplidir A1 激光雷达主要参数:测量半径:16 m;采样频率:8 Hz;扫描频率:15 Hz;角度分辨率:0.9°;供电电压:5 V;测距分辨率:≤实际距离的 1%(测距≤12 m);测距精度:实际距离的 1%(≤3 m)。奥比中光 RGB-D 相机的主要参数:深度分辨率:1 280×1 024@7FPS;彩色分辨率:1 280×720@30FPS;测量范围:0.6~8 m;深度 FOV:H58.4°~V45.5°等。

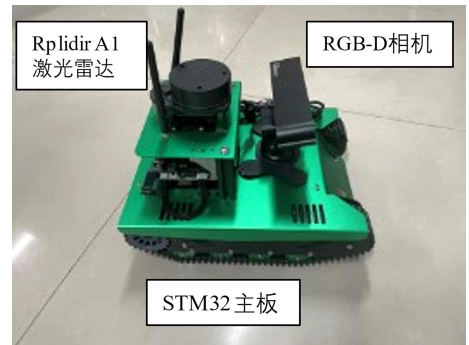


图 6 智能小车

Fig.6 Intelligent car

4.2 实验验证

4.2.1 RGB-D 相机建图

实验平台在 Ubuntu18.04 版本中对传统 ORB-SLAM2 算法建图,传统算法在提取完特征点后构建的地图比较稀疏,只能用于定位,无法直接用于移动机器人的导航。实验结果如图 7 所示。

利用改进的 ORB-SLAM2 算法构造出稠密点云地图,与改进前的稀疏点云地图对比,然后利用 Octomap 的点云数据转换,输出八叉树地图,最后通过 Octomap_server 投影后将八叉树转化为栅格地图。在栅格地图中,黑色部分表示有障碍物且被占用,白色部分表示未被占用,实验结果如图 8 所示。

4.2.2 激光雷达及融合建图

实验的环境为中型办公室,如图 9 所示,使用 Cartographer 算法进行二维栅格地图的构建。当移动机器人开启雷达后,开始扫描周围环境,并不断更新二维空间的点云和位姿信息,继续控制小车移动,最终得到如图 10 的二维栅格地图。利用改进的融合算法,经过多次实验对比,并对一些累计误差、相对位姿进行处理,最终得到图 11 的融合栅格地图。

由图 10 可知,单一的激光雷达建图时轮廓

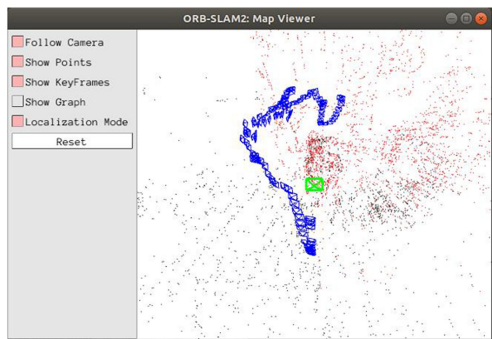


(a) 特征提取图



图 9 实验场景图

Fig.9 Experimental scene



(b) 稀疏点云地图

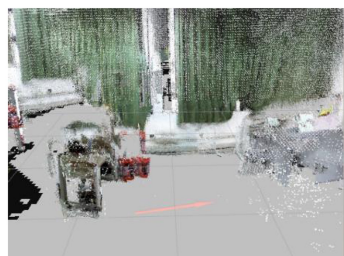


图 10 Cartographer-SLAM 算法建图

Fig.10 Cartographer-SLAM algorithm mapping

图 7 ORB-SLAM2 算法地图

Fig.7 ORB-SLAM2 algorithm map

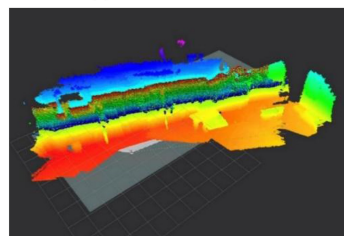


(a) 稠密点云地图

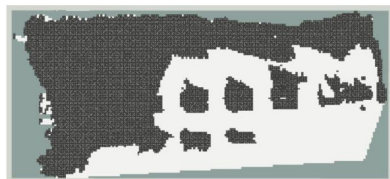


图 11 融合后的栅格地图

Fig.11 Raster map after fusion



(b) 八叉树地图



(c) 栅格地图

图 8 改进的 ORB-SLAM2 算法地图

Fig.8 Improved ORB-SLAM2 algorithm map

描述不清晰,对小型障碍物的扫描信息也不全。而使用 RGB-D 相机与激光雷达融合构建的地图则弥补了这一缺陷,融合后的算法对障碍物的表征更加清晰,对一些较小的障碍物的扫描更加完整。单一传感器的建图时间与障碍物的检测率对比如表 4 所示。对于定位的精度,采用绝对位姿误差指标来进行比较,绝对误差越小,建图的定位精度越高。由表 5 可知,无论是平均误差还是误差中值,融合后的效果都要优于融合前,可见融合建图的绝对位姿误差更小,全局一致性也高。

表 4 地图构造数据对比

Tab.4 Map construction data comparison

建图方案	建图时间/s	障碍物检测率/%
激光雷达	185	89.3
RGB-D 相机	262	78.6
融合建图	215	96.8

表 5 绝对误差的全部统计指标对比

Tab.5 Comparison of all statistical indicators of absolute error

算法类型	最小值/m	最大值/m	平均值/m	误差中值/m	方差/m ²	标准差/m
融合前	0.000 3	0.069 1	0.010 8	0.008 9	0.142	10.007 8
融合后	0.000 2	0.033 1	0.008 0	0.007 2	0.074	90.005 1

综上可知,融合后的算法在建图过程中障碍

物的识别率达到 96.8%,绝对位姿误差降低了 53.2%,表明该算法真实位姿与估计位姿的轨迹误差较小,定位的精度和障碍物的识别率更高。

5 结论

1)改进的 ORB-SLAM2 算法实现了稠密点云地图、八叉树地图、局部栅格地图的构建,为后期的融合提供了理论支持。

2)实现了激光雷达与 RGB-D 相机的融合,激光雷达对二维平面进行 360°扫描,RGB-D 相机提供高精度的深度信息,二者优势互补后提高了建图的精度与准确性。

3)融合后建图更加完整清晰,对细小的障碍物识别更加清晰,且障碍物的识别率达到了 96.8%,相对位姿误差减小了 53.2%,提高了建图的精度和障碍物的识别率,为后期移动机器人的路径规划和导航提供了研究方向。

参考文献:

- [1] QUERALTA J P, YUHONG F, SALOMA A L. FPGA-based architecture for a low-cost 3D lidar design and implementation from multiple rotating 2D lidars with ROS[C]//2019 IEEE SENSORS. Montreal, QC, Canada: IEEE, 2019: 1-4.
- [2] XIA T, SHEN X. Research on parameter adjustment method of cartographer algorithm[C]//2022 IEEE 6th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). Beijing, China: IEEE, 2022: 1292-1297.
- [3] ZHANG S S, ZHENG L Y, TAO W B. Survey and evaluation of RGB-D SLAM[J]. IEEE Access, 2021, 9: 21367-21387.
- [4] MUR-ARTAL R, TARDOS 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.
- [5] LIU C, ZHANG G J, RONG Y M, et al. Hybrid metric-feature mapping based on camera and Lidar sensor fusion[J]. Measurement, 2023, 207: 112411.
- [6] HOU X, SHI H, QU Y H, et al. A fusion method for 2D LiDAR and RGB-D camera depth image without calibration[C]//SUN F, LI J, LIU H, et al. International Conference on Cognitive Computation and Systems. Singapore: Springer, 2023: 89-101.
- [7] PARK K, KIM S, SOHN K. High-precision depth estimation using uncalibrated LiDAR and stereo fusion[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(1): 321-335.
- [8] GRISETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improved techniques for grid mapping with Rao-blackwellized particle filters[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 23(1): 34-46.
- [9] 韩彦峰,唐超超,肖科. 基于改进 ORB-SLAM2 算法的 RGB-D 稠密地图构建[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2023, 50(2): 52-62.
- [10] 罗亮,谈莉斌,余晓流,等. 一种融合二维激光雷达和 RGB-D 相机的移动机器人建图方法研究[J]. 制造业自动化, 2023, 45(4): 137-140, 190.

(责任编辑:陈雯)