

基于激光雷达与深度相机融合的 SLAM 算法

刘庆运^{1,2} 杨华阳^{1,2} 刘涛^{1,2} 吴天跃^{1,2} 卢超^{1,2}

(1. 安徽工业大学机械工程学院, 马鞍山 243032; 2. 特种重载机器人安徽省重点实验室, 马鞍山 243032)

摘要: 针对单一传感器地图构建时存在环境表征不充分,无法为移动机器人自主导航提供完整环境地图等问题,本文通过将激光雷达与深度相机获取的环境信息进行互补融合,构建出更完整精确的栅格地图。首先,对传统 ORB-SLAM2 算法进行增强,使其具备稠密点云地图构建、八叉树地图构建以及栅格地图构建等功能。其次,为验证增强后 ORB-SLAM2 算法的性能,在 fr1_desk1 数据集和真实场景下进行测试,数据显示增强后 ORB-SLAM2 算法绝对位姿误差降低 52.2%,相机跟踪轨迹增长 14.7%,定位更加精准。然后,D435i 型深度相机采用增强型 ORB-SLAM2 算法,激光雷达采用的 Gmapping-Slam 算法,按照贝叶斯估计的规则进行互补融合构建全局栅格地图。最后,搭建实验平台进行验证,并分别与深度相机和激光雷达 2 个传感器建图效果进行对比。实验结果表明,本文融合算法对周围障碍物的识别能力更强,可获取更完整的环境信息,地图构建更加清晰精确,满足移动机器人导航与路径规划的需要。

关键词: 同步定位与地图构建; 深度相机; 激光雷达; 贝叶斯估计; 全局栅格地图

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)11-0029-10

OSID:



SLAM Algorithm Based on Fusion of LiDAR and Depth Camera

LIU Qingyun^{1,2} YANG Huayang^{1,2} LIU Tao^{1,2} WU Tianyue^{1,2} LU Chao^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243032, China

2. Anhui Key Laboratory of Special Heavy Duty Robot, Maanshan 243032, China)

Abstract: To address the problems of inadequate environmental representation in single sensor map construction and inability to provide a complete environmental map for autonomous navigation of mobile robots, a more complete and accurate raster map was constructed by complementary fusion of environmental information obtained from LiDAR and depth cameras. Firstly, the traditional ORB-SLAM2 algorithm was enhanced to have the functions of dense point cloud map construction, octree map construction and raster map construction. Secondly, in order to verify the performance of the enhanced ORB-SLAM2 algorithm, it was tested in the fr1_desk1 dataset and real scenes, and the data showed that the absolute position error of the enhanced ORB-SLAM2 algorithm was reduced by 52.2%, and the camera tracking trajectory grew by 14.7%, which made the localization more accurate. Then the D435i type depth camera adopted the enhanced ORB-SLAM2 algorithm and the Gmapping-Slam algorithm adopted by LiDAR, and constructed the global raster map by complementary fusion according to the rules of Bayesian estimation. Finally, an experimental platform was built for validation and compared with the map building effect of the two sensors, depth camera and LiDAR, respectively. The experimental results showed that the fusion algorithm had a stronger ability to recognize the surrounding obstacles, which can obtain more complete environmental information, and the map construction was more clear and precise, which met the needs of mobile robot navigation and path planning.

Key words: SLAM; depth camera; laser LiDAR; Bayesian estimation; global grid map

0 引言

同步定位与地图构建 (Simultaneous localization and mapping, SLAM) 是指机器人在未知环境下, 通过对环境特征的连续观察及检测, 完成自身定位, 并同步构建周围环境地图的过程^[1]。SLAM 技术可以获取精确的位置信息与地图环境信息^[2], 目前, 在机器人、无人机、增强现实 (AR) 等领域发挥了重要作用^[3-4]。

近几年, 激光雷达与相机传感器获得了深入的发展^[5-6], 基于激光雷达或相机的单传感器 SLAM 算法已得到充分研究^[7-8]。在激光雷达 SLAM 算法研究中, CENSI^[9]提出了 PL-ICP 算法, 该算法精度较高, 可适用于 2D 激光 SLAM, 但容易出现陷入局部极值。文献[10-11]提出一种迭代最近点 ICP 算法, 对 2 次测量数据间的对应关系进行匹配, 提高了地图构建的精度。范海廷等^[12]采用非线性优化对激光点云数据的位姿估计, 设计点云信息帧间匹配方法, 提高了算法的鲁棒性与定位精度。从上述对激光雷达 SLAM 的研究中发现, 激光雷达定位精度高、抗干扰能力强^[13-14]。但在运动过程中易产生点云畸变和误匹配^[15], 并仅能采集一个平面的环境信息, 激光雷达高度以下障碍物无法检测到, 无法还原完整的真实场景。

基于视觉的 SLAM 技术具有丰富的环境表述和优秀的泛化能力^[16], 迄今, 比较经典的视觉 SLAM 算法有 Mono LAM^[17]、SVO^[18]、ORB-SLAM^[19]等。MUR-ARTAL 等^[20]提出一种基于特征点法的 ORB-SLAM2 算法, 增加对 RGB-D 相机的支持, 可在大场景下实现移动机器人的高精度定位与稀疏点云地图构建。黎达等^[21]提出了一种双目视觉 SLAM 算法, 利用周围环境的纹理信息, 可实时确定相机传感器的空间位置和姿态。董蕊芳等^[22]提出了一种改进型的 ORB-SLAM2 算法, 通过融合环境的 3D 和 2D 占据信息、路标点以及视觉特征等信息, 实现了轮式机器人在森林公园内的准确定位。上述视觉 SLAM 方法虽然在复杂环境定位上取得了一定的效果, 但是在精度上特别是针对稠密建图方法研究仍比较欠缺。此外, 视觉 SLAM 受制于光照和运动条件, 光照条件差会导致特征提取不正确, 快速运动会致初始化和位姿丢失^[23]。综上所述, 在实际应用中移动机器人使用单一传感器地图构建, 易出现地图中环境表征不充分, 无法为自主导航与路径规划提供完整精确的环境地图等问题。

基于此, 本文结合深度相机和激光雷达构建地图的优势, 提出一种将二者进行互补融合的 SLAM

算法。D435i 型深度相机采用增强型 ORB-SLAM2 算法, 激光雷达使用 Gmapping-Slam 算法, 按照贝叶斯估计方法进行互补融合, 以此来解决上述出现的问题, 并搭建实验平台进行可行性验证。

1 激光雷达扫描模型

移动机器人采用激光雷达进行外部环境感知, 由激光雷达扫描数据实现移动机器人的位姿估计和构建二维地图^[24]。以二维激光雷达的正方向为极轴, 二维激光雷达测距核心的旋转中心为极点建立极坐标系, 于是二维激光雷达采集到的激光点云数据可表示为

$$N = \{ (\lambda_i, \varphi_i) | i = 1, 2, \cdots, n \}$$

- 式中 N ——采集到的激光点云数据
 λ_i ——激光雷达获取的第 i 组点云数据探测到的距离
 φ_i ——激光雷达获取的第 i 组点云数据探测到的固定角度

移动机器人坐标的 X 轴与激光雷达的极轴重合, 顺时针方向为旋转正方向, 图 1 为激光雷达数据扫描坐标系定义示意图。

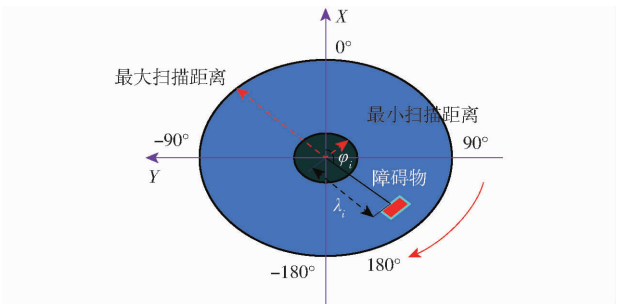


图 1 激光雷达数据扫描模型
Fig. 1 LiDAR data scanning model

将式(1)极坐标表示形式转换为直角坐标表示形式, 转换公式为

$$\begin{cases} x_i = \lambda_i \cos \varphi_i \\ y_i = \lambda_i \sin \varphi_i \end{cases}$$

经过转换后的激光雷达采集到的点云数据可表示为

$$N = \{ (x_i, y_i) | i = 1, 2, \cdots, n \}$$

- 式中 x_i ——第 i 组点云数据在直角坐标系下 x 轴方向坐标值
 y_i ——第 i 组点云数据在直角坐标系下 y 轴方向坐标值

移动机器人运动时是借助激光雷达捕获观测到的信息, 包括被测物与移动机器人自身之间的距离和夹角。则移动机器人的观测量可表示为

$$M = [\rho \quad \omega]^T$$

式中 M ——移动机器人的观测量

ρ ——被测物与移动机器人之间距离

ω ——角速度

移动机器人在平面中运动,它的位姿可由平面位置坐标 (X, Y) 和一个转角 θ 来描述,即三维向量 (X, Y, θ) ,则移动机器人在 t 时刻第 i 束激光获取的观测模型可表示为

$$M_i(t) = H(X_r(t)) + \eta_i(t) \quad (5)$$

式中 H ——关于时间 t 的抽象函数

$X_r(t)$ —— t 时刻移动机器人的位置

$\eta_i(t)$ —— t 时刻传感器的噪声

二维激光雷达传感器可以获取被测物与移动机器人自身之间的距离 ρ 和夹角 θ 。于是扫描过程中观测模型可表示为

$$M_i(t) = \begin{bmatrix} \rho_i(t) \\ \omega_i(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_i - x_r(t))^2 + (y_i - y_r(t))^2} \\ \arctan \frac{y_i - Y(t)}{x_i - X(t)} - \theta(t) \end{bmatrix} + \eta_i(t) \quad (6)$$

式中 $\rho_i(t)$ —— t 时刻第 i 束激光检测到被测物与机器人的距离

$\omega_i(t)$ ——移动机器人在 t 时刻第 i 束激光时的角速度

$\theta(t)$ —— t 时刻被测物与移动机器人之间的夹角

$x_r(t)$ —— t 时刻移动机器人在 x 轴方向的坐标值

$y_r(t)$ —— t 时刻移动机器人在 y 轴方向的坐标值

2 增强型 ORB-SLAM2 算法

ORB-SLAM2 算法是一种基于特征点法的视觉 SLAM 算法,仅能构建三维稀疏点云地图,缺少占据信息,难以描绘地图中的障碍物,因此,ORB-SLAM2 算法仅能适用移动机器人的空间定位^[22],无法应用于导航与路径规划。

为此,需要对 ORB-SLAM2 算法进行增强,本文在传统 ORB-SLAM2 算法的基础上增添了三维稠密点云地图线程、八叉树地图线程以及栅格地图构建线程,使其能够构建稠密点云地图、八叉树地图以及可利于导航的栅格地图。整体系统框架如图 2 所示,其中虚线区域为本文增强的部分。

增强型 ORB-SLAM2 算法整体系统主要分为如下部分:

(1)跟踪线程。该线程在 SLAM 中又称为视觉

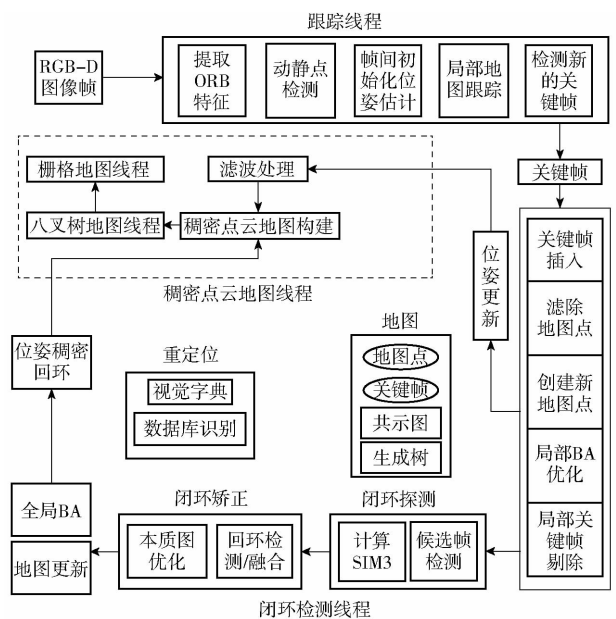


图 2 增强型 ORB-SLAM2 算法整体系统框架

Fig. 2 Overall system framework of enhanced ORB-SLAM2 algorithm

里程计,其主要目的是将来自 RGB-D 的数据图像做预处理,通过构建当前帧,对每幅图像提取 ORB 特征点,分配到网络中。同时,对连续的图像帧和相邻图像进行估计。

(2)局部地图线程。该线程首先接收跟踪线程产生的关键帧并插入到地图中,对生成的相邻地图点进行筛选并创建新的地图点。然后通过局部 BA (local BA) 进行优化,最后过滤局部关键帧,剔除冗余的关键帧^[25]。

(3)闭环检测线程。这一线程先是将检测到的关键帧,采用 Bow 模型比较 2 幅图像之间相似度。其次根据当前帧相对于世界坐标的 SIM3 变换,优化当前帧的共视关键帧的位姿。最后,再对本质图关键帧位姿进行优化。

(4)稠密点云地图线程。该线程主要目的是利用 RGB-D 图像,来构建稠密点云地图,根据相机针孔成像原理可得

$$k \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = G(Ra_i + I) \quad (7)$$

式中 u ——像素平面坐标系的横轴坐标

v ——像素平面坐标系的纵轴坐标

a_i ——空间点三维坐标

G ——相机内部参数矩阵

R ——旋转矩阵

I ——平移矩阵

k ——比例关系因子

利用计算出的图像深度信息来获取点云数据

$$\mathbf{h} = \begin{bmatrix} h_x \\ h_y \\ h_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (n - c_x) h_z / f_x \\ (n - c_y) h_z / f_y \\ q \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中 $\mathbf{h}$ ——点云数据点

q ——深度图像中点的深度

c_x ——相机光轴在图像平面坐标系 x 轴上的偏移量

c_y ——相机光轴在图像平面坐标系 y 轴上的偏移量

f_x ——相机 x 轴方向上的焦距

f_y ——相机 y 轴方向上的焦距

根据式(7)、(8),再利用计算出的图像深度信息,便可实现三维稠密点云地图的构建。

(5)八叉树地图线程。该线程主要是在稠密点云地图的基础上进行八叉树地图的构建。八叉树地图可表示为一个大的正方体,在它根节点的下方分布着 8 个节点,每个节点又继续向下延伸分成 8 个节点。每个小正方体被占据或不被占据的概率都一样,用 0 表示节点未被占据,1 表示节点被占据。0.5 表示节点不确定是否占据,数值越大被占据的概率越高,八叉树原理如图 3 所示。

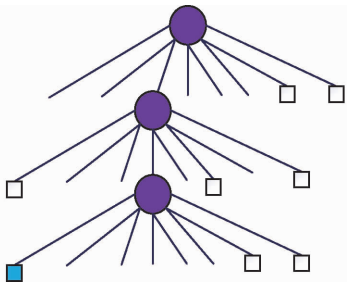


图 3 八叉树原理图
Fig.3 Octree principle

八叉树地图是用对数几率来代替概率来描述,对数几率(log-odds)又称 Logit 函数,计算式为

$$L = \text{logit}(p) = \ln \frac{p}{1 - p} \quad (9)$$

其变换为 $P = \text{logit}^{-1}(L) = \frac{\exp(L)}{\exp(L) + 1} \quad (10)$

式中 P ——事件概率 L ——对数几率

当 $L \in (-\infty, \infty)$ 时, $P \in (0, 1)$, P 不超出 $[0, 1]$ 区间。用 $L(m|z_{1:t})$ 表示叶子节点被占据概率,则式(9)可表示为

$$L(m|z_{1:t}) = L(m|z_{1:t-1}) + L(m|z_t) \quad (11)$$

式中 $L(m|z_{1:t})$ —— t 时刻某叶子节点被占概率对数值

$L(m|z_{1:t-1})$ —— $t-1$ 时刻某叶子节点被占概率对数值

m ——叶子节点个数

z ——观测数据

通过以上过程,便可实现八叉树地图的实时构建与即时更新。

(6)栅格地图线程。由于八叉树地图不利于移动机器人自主导航,该线程主要目的是使用地图转换工具 Octomap、点云发布程序、Octomap_server 转换程序以及栅格地图保存工具 Map_server,将八叉树地图转换成有助于导航的二维栅格地图。

3 融合策略

移动机器人在使用相机与激光雷达传感器 SLAM 过程中,其相机视角和激光雷达感知范围直接影响着建图的精确度。

在建图过程中相机视角感知到的是一个锐角空间区域,而激光雷达感知范围是一个 360° 的平面,图 4 为相机视角和激光雷达感知范围示意图。

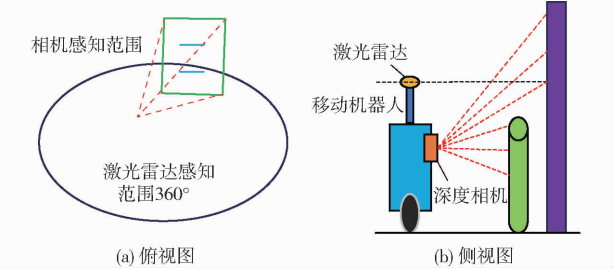


图 4 相机视角和激光雷达感知范围
Fig.4 Camera view and LiDAR sensing range

利用 ROS 系统下的 Rviz 可视化平台,对深度相机视角与激光雷达感知范围进行了仿真及物理实验,如图 5 所示。

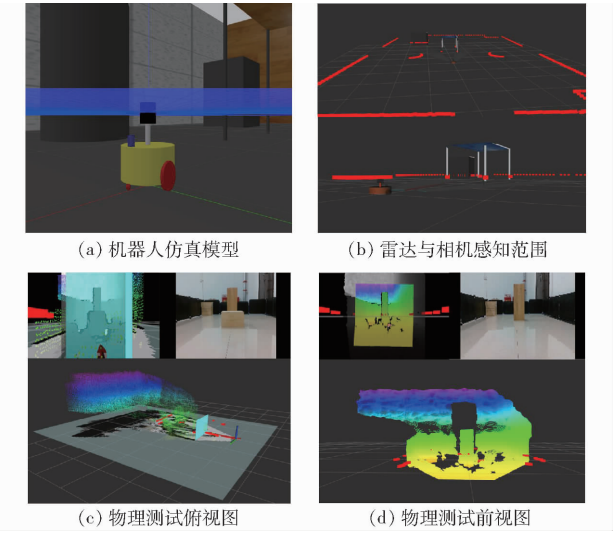


图 5 视角及感知范围测试
Fig.5 Visual angle and perception range test

从仿真及物理实验测试结果中发现,深度相机能以较高的帧率获得丰富的场景信息,但其视角范

围非常有限。除此以外,深度相机在户外使用时,存在易受光照变化影响的固有缺陷。对于激光雷达,虽然可以获取三维空间场景下的测距信息,但是仅能采集一个平面的环境信息,激光雷达高度以下障碍物无法检测到,无法还原完整的真实场景。

针对深度相机和激光雷达传感器的优势与缺陷,将深度相机与激光雷达各自感知到的环境信息进行互补融合,得到更为清晰精确的栅格地图,用于移动机器人的自主导航。目前多传感器融合的方法主要有卡尔曼滤波、贝叶斯估计、加权平均法、模糊逻辑、神经网络等^[26]。

采取一种松耦合的融合策略,即贝叶斯估计推理的方法。贝叶斯推理是一种基于贝叶斯定理的条件或后验概率的统计,进行数据融合的算法^[27]。可通过已知的状态向量 $\mathbf{Z}$,估计未知的 n 维状态向量 $\mathbf{U}$ 。贝叶斯估计提供了一个后验概率分布的方法^[28-29],假设 $P(u_k)$ 为 K 时刻的概率, $\mathbf{Z}^K = (z_1, z_2, \dots, z_n)$ 为 K 组传感器测量数据的状态向量,于是先验分布可表达为

$$P(u_k|\mathbf{Z}^K) = \frac{P(z_k|u_k)P(u_k|\mathbf{Z}^{K-1})}{P(z_k|\mathbf{Z}^{K-1})} \quad (12)$$

式中 $P(z_k|u_k)$ ——传感器观测的似然函数
 $P(u_k|\mathbf{Z}^{K-1})$ ——上一时刻先验分布函数
 $P(z_k|\mathbf{Z}^{K-1})$ ——上一时刻相对当前时刻的先验分布函数

栅格地图更新过程中, O 代表传感器感知到障碍物事件,即栅格被占据。 $\bar{O}$ 表示栅格空闲。 A 表示存在障碍物事件, $\bar{A}$ 表示无障碍物事件,根据贝叶斯估计可得

$$P(A|O) = \frac{p(O|A)p(A)}{p(O|A)p(A) + p(O|\bar{A})p(\bar{A})} \quad (13)$$

$$P(A|\bar{O}) = \frac{p(\bar{O}|A)p(A)}{p(\bar{O}|A)p(A) + p(\bar{O}|\bar{A})p(\bar{A})} \quad (14)$$

式中 $P(A)$ ——事件 A 发生的先验概率
 $P(A|\bar{O})$ —— O 事件未发生的情况下事件 A 发生的概率
 $P(A|O)$ —— O 事件发生的情况下事件 A 发生的概率

结合覆盖栅格地图模型,便可得到贝叶斯估计用于融合多传感器的栅格地图融合公式为

$$P^o = \frac{P_z P_{m^*}}{P_z P_{m^*} + (1 - P_z)(1 - P_{m^*})} \quad (15)$$

式中 P_{m^*} ——融合前地图栅格被占用概率
 $1 - P_{m^*}$ ——融合前地图栅格未被占用概率
 P_z ——传感器返回栅格被占用的条件概率

P^o ——贝叶斯估计融合后概率

基于贝叶斯估计方法对多传感器采集的数据进行更新,先是 D435i 型深度相机采用增强型 ORB-SLAM2 算法,使其具备稠密点云地图构建、八叉树地图构建以及栅格地图构建等功能。然后,同激光雷达采用 Gmapping-Slam 算法构建的栅格地图,按照贝叶斯估计的规则进行融合得到全局栅格地图。融合策略具体流程如图 6 所示。

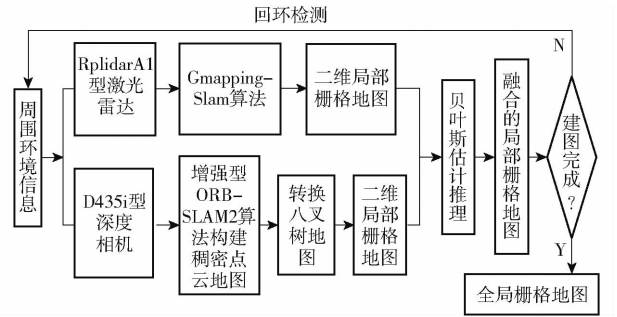


图 6 贝叶斯估计融合策略流程图

Fig. 6 Flowchart of Bayesian estimation fusion strategy

图 6 中按照贝叶斯估计方法更新出来局部栅格地图,是全局地图更新的基础。将激光 SLAM 建立的局部栅格地图记作地图 1,视觉 SLAM 建立的局部栅格地图记作地图 2,融合策略如表 1 所示。

表 1 融合策略
Tab. 1 Convergence strategy

RplidarA1 型	D435i 型深度相机		
	激光雷达	占据	空闲
激光雷达	占据	占据	未知
占据	占据	占据	占据
空闲	占据	空闲	空闲
未知	占据	空闲	未知

每个单元 $C_{i,j}$ 被占据的概率为 P^o ,假如高于阈值 T^o ,则概率 P^o 为 1。低于阈值 T^o 数值不变,融合过程为:

首先,激光雷达和深度相机所对应的各个栅格单元概率可表示为

$$P_{1,2}^o = \begin{cases} 1 & (P^o > T^o) \\ P^o & (P^o \leq T^o) \end{cases} \quad (16)$$

式中 P_1^o ——激光雷达栅格地图中某个栅格占据的概率

P_2^o ——深度相机栅格地图中某个栅格占据的概率

T^o ——阈值,取 0.5

按照贝叶斯估计融合规则,融合后占据栅格单元概率可表示为

$$P_f^o = \frac{P_1^o P_2^o}{P_1^o P_2^o + (1 - P_1^o)(1 - P_2^o)} \quad (17)$$

式中 P_f^o ——融合后占据栅格单元概率

$1 - P_1^o$ ——激光雷达栅格地图中某个栅格未被占据的概率
 $1 - P_2^o$ ——深度相机栅格地图中某个栅格未被占据的概率

地图融合过程如图 7 所示。

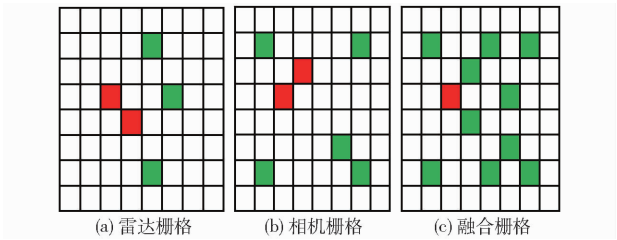


图 7 地图融合过程

Fig. 7 Map fusion process

4 实验及结果分析

4.1 实验平台搭建

本文搭建的激光雷达与深度相机融合 SLAM 总体系统架构如图 8 所示。系统主要包括：人机交互 PC 端、WiFi 路由器、SLAM 算法、深度相机、激光雷达、麦克纳姆轮移动机器人。

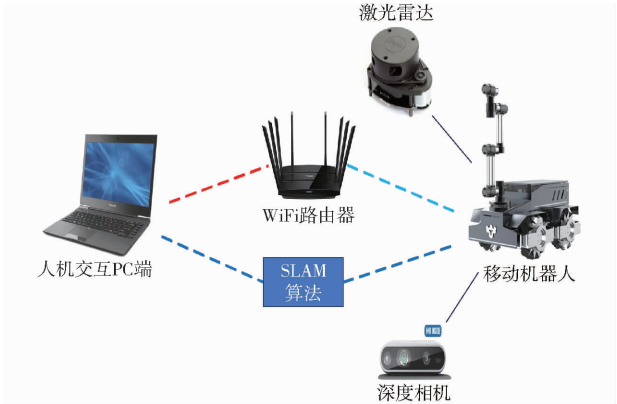


图 8 总体系统架构

Fig. 8 Overall system architecture

本文采用上海思岚科技有限公司的 RplidarA1 型激光雷达,该款激光雷达测距范围 0.15 ~ 12 m,扫描角度 360°,测距分辨率小于 0.5 mm,角度分辨率小于 1°,测量频率最小值不小于 1 500 Hz,测量频率最大值 8 000 Hz,扫描频率最小值 1 Hz,扫描频率最大值 10 Hz,外形如图 9a 所示。

由于 RGB - D 相机是 3D 相机,能输出具有颜色和深度信息的图像。为此,本文深度摄像头采用 RGB - D 相机,型号为 Intel RealSense D435i,该相机深度探测范围 0.2 ~ 10 m,RGB 最高分辨率 1 920 像素 × 1 080 像素,深度图像帧率最大 90 f/s,RGB 图像帧率 30 f/s。正面的 4 个摄像头,从左向右依次是左红外相机、红外点阵投射器、右红外相机、RGB 相机,外形如图 9b 所示。



图 9 激光雷达与深度相机

Fig. 9 LiDAR and depth camera

1. 左红外相机 2. 红外点阵投射器 3. 右红外相机 4. RGB 相机

在 Ubuntu 18.04 版本系统下对 Intel RealSense D435i 型深度相机进行了调试,如图 10 所示。

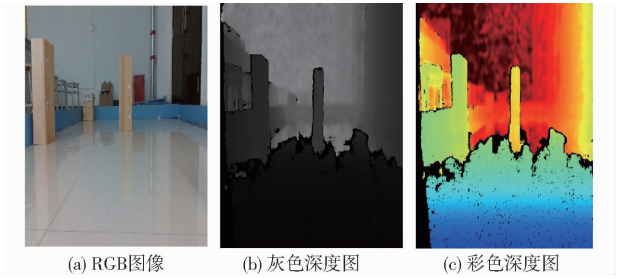


图 10 D435i 型深度相机调试

Fig. 10 D435i model depth camera debugging

移动机器人实验平台为麦克纳姆轮智能移动机器人,上位机采用 Ubuntu 18.04 版本的 Linux 操作系统,并在该系统下安装 Melodic 版本的 ROS 系统,如图 11 所示。为避免深度相机在构建地图过程中受到光照变化影响建图效果,实验在室内环境下进行。

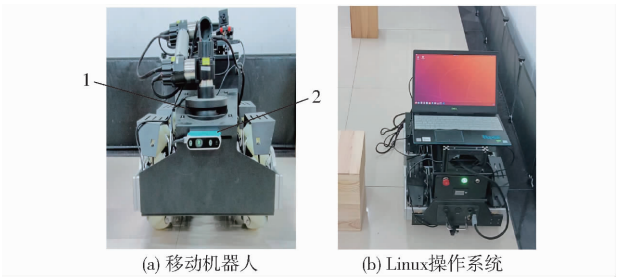


图 11 移动机器人和上位机

Fig. 11 Mobile robot and upper computer

1. RplidarA1 型激光雷达 2. D435i 型深度相机

4.2 激光雷达 SLAM 建图实验

在移动机器人平台上搭载 RplidarA1 型激光雷达,并采用 Gmapping - Slam 算法进行了栅格地图的构建,如图 12 所示。

从图 12b 可以看出,在回环闭合时地图发生了错位,且激光雷达仅能检测所处一个平面的障碍物,低于激光雷达高度的障碍物 1 无法检测到,构建的栅格地图无法完整还原真实场景。

4.3 视觉 SLAM 建图实验

为了验证增强型 ORB - SLAM2 算法的性能效

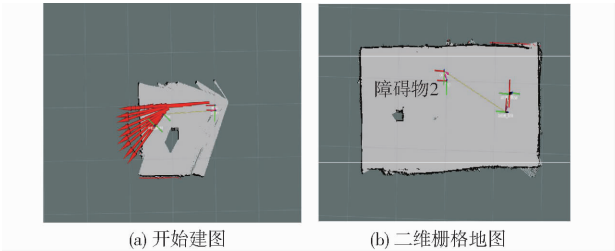


图 12 激光雷达 Gmapping-SLAM 算法建图

果,本文首先使用增强型 ORB-SLAM2 算法在 fr1_desk1 数据集下进行稠密地图与八叉树地图的构建,建图效果如图 13 所示。

为了客观验证增强型 ORB-SLAM2 算法的性能,利用 Evo 评估工具对增强前后 ORB-SLAM2 算

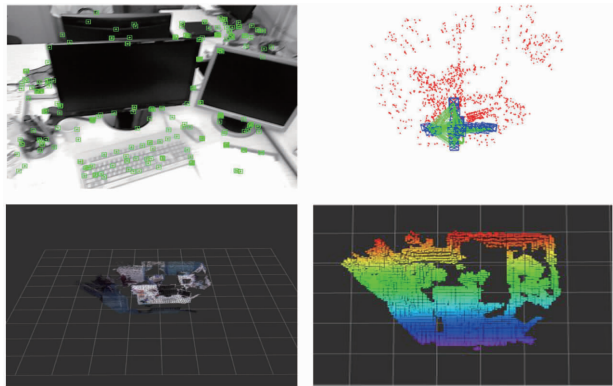
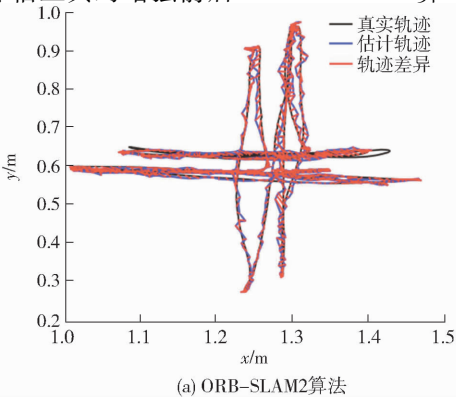


图 13 增强型 ORB-SLAM2 算法数据集测试

法的定位准确度进行评估。具体分析结果如图 14~16 和表 2、3 所示。

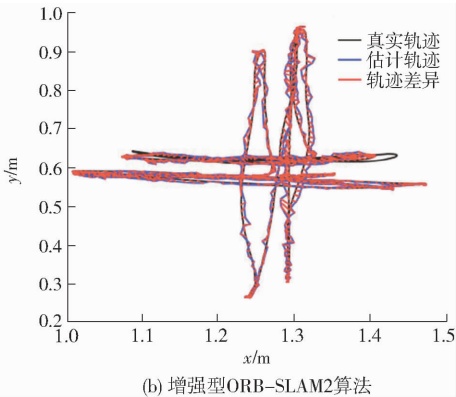


图 14 真实轨迹与估计轨迹对比

Fig. 14 Comparisons of real and predicted trajectories

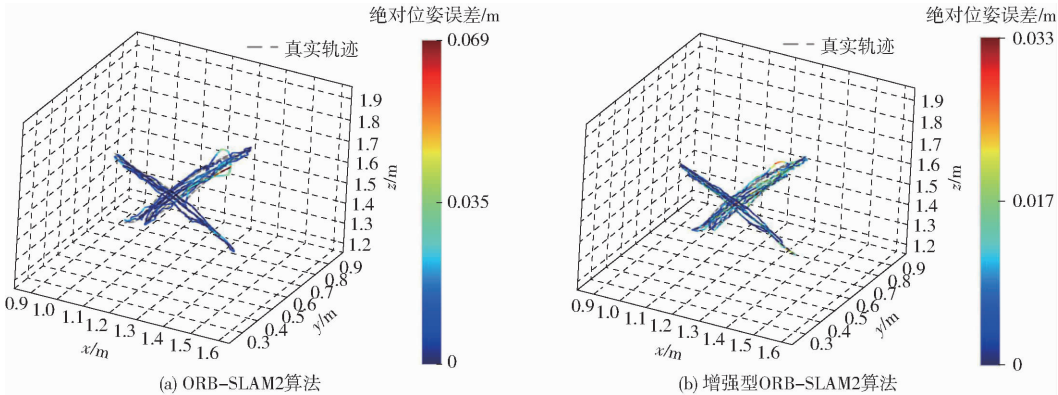


图 15 fr1_desk1 数据集下绝对位姿误差

Fig. 15 Absolute positional error under fr1_desk1 dataset

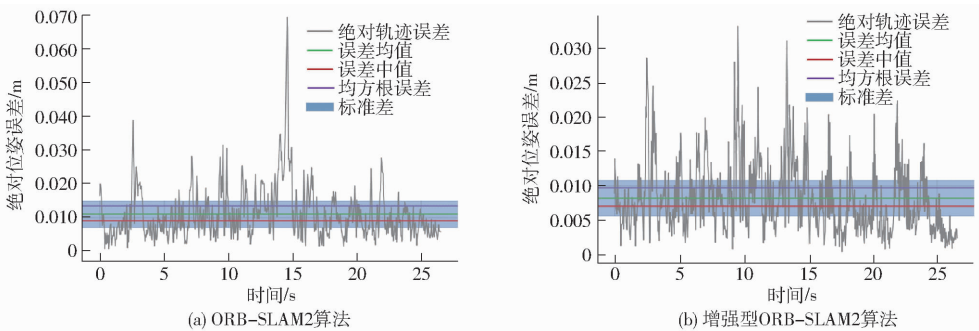


图 16 绝对轨迹误差曲线

Fig. 16 Absolute trajectory error curves

表 2 真实轨迹与预测轨迹距离误差对比

Tab.2 Comparison of distance errors between real and predicted trajectories

算法	最大距离误差	最小距离误差
ORB-SLAM2	0.036 241	0.000 416
增强型 ORB-SLAM2	0.035 077	0.000 402

表 3 绝对轨迹误差的全部统计指标对比

Tab.3 Comparison of all statistical indicators of absolute trajectory error

算法	最大值/m	平均误差/m	误差中值/m	最小值/m	均方根误差/m	方差/m ²	标准差/m
ORB-SLAM2	0.069 5	0.010 9	0.008 9	0.000 3	0.013 4	0.142 2	0.007 8
增强型 ORB-SLAM2	0.033 2	0.008 2	0.007 1	0.000 2	0.009 7	0.075 0	0.005 2

明增强型 ORB-SLAM2 算法估计轨迹与真实轨迹之间的偏差相对较小,更接近真实轨迹。

对于定位精度,采用绝对位姿误差 (APE) 进行比较,当绝对位姿误差越小时算法定位精度越高,全局一致性越高。图 15 分别为 ORB-SLAM2 算法和增强型 ORB-SLAM2 算法,在数据集 fr1_desk1 场景下的绝对位姿误差。

图 15 中灰色虚线为真实轨迹,彩色实线为系统所获得的估计轨迹,最右侧色带显示了绝对位姿误差。图中显示 ORB-SLAM2 算法绝对位姿误差为 0.069 m,增强型 ORB-SLAM2 算法绝对位姿误差为 0.033 m,明显看出绝对位姿误差降低 52.2%。表明该算法真实位姿与估计位姿的轨迹最大误差较小,定位精度更高,轨迹更具有全局一致性。

图 16 和表 3 为增强前后 ORB-SLAM2 算法的绝对轨迹误差全部统计指标。对比发现,本文增强型 ORB-SLAM2 算法绝对轨迹误差各项指标更小,鲁棒性更强。

为了进一步验证增强型 ORB-SLAM2 算法在实际应用中的效果,本文在真实场景下,进行了轨迹测试实验,图 17 为 D435i 型深度相机分别采用传统 ORB-SLAM2 算法与增强型 ORB-SLAM2 算法在真实场景下的相机轨迹曲线。

Linux 操作系统终端显示 ORB-SLAM2 算法相机跟踪轨迹长度为 2.065 m,增强型 ORB-SLAM2 算法相机跟踪轨迹长度为 2.368 m,可见增强型 ORB-SLAM2 算法相机跟踪轨迹延长 14.7%。表明增强型 ORB-SLAM2 算法在遇到特征点较少时,能继续进行跟踪。而 ORB-SLAM2 算法遇到特征点较少,则无法继续进行跟踪。由此可见,增强后的 ORB-SLAM2 算法不仅能提高算法估计轨迹精度,还避免了跟踪失效的情况发生。

为验证真实效果,D435i 型深度相机采用上述增强型 ORB-SLAM2 算法,在搭建的实验场景下构

图 14 为 ORB-SLAM2 算法与增强型 ORB-SLAM2 算法在 TUM 数据集 fr1_desk1 场景下的真实轨迹与估计轨迹图。根据表 2 可以看出,对于真实轨迹与估计轨迹之间的最大距离误差和最小距离误差 2 个指标,增强型 ORB-SLAM2 算法比 ORB-SLAM2 算法分别小 1.164 mm 和 0.014 mm。这表

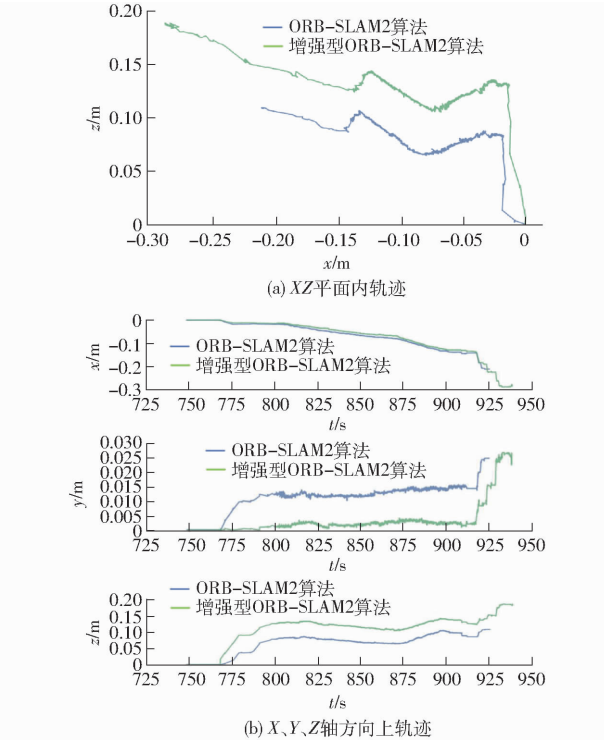


图 17 相机轨迹物理测试

Fig. 17 Physical testing of camera trajectories

建稠密点云图与八叉树地图,并启动点云发布与 Octomap_server 程序将其转换为二维栅格地图,建图效果如图 18 所示。

从图 18 可以看出,D435i 型深度相机采用增强型 ORB-SLAM2 算法,不仅能够很轻松地判断回环,而且低于激光雷达高度的障碍物 1 也能检测到。但是由于相机视角范围限制,出现拐角和边缘处参差不齐,还不能充分满足移动机器人的导航与路径规划的需求。

4.4 融合建图及结果分析

从以上 2 种单传感器 SLAM 建图实验可知,移动机器人使用单一传感器在地图构建时获取环境信息量少,建立的地图环境表征不够充分,无法为导航与路径规划提供完整精确的环境地图。为此,利用

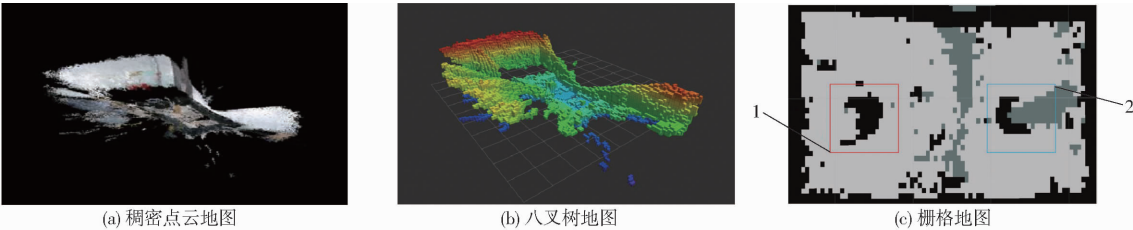


图 18 稠密点云地图、八叉树地图和栅格地图

Fig. 18 Dense point cloud map, octree map and raster map

1. 障碍物 2 2. 障碍物 1

本文提出的贝叶斯估计方法,将深度相机与激光雷达获取的环境信息进行互补融合构建更为完整精确的栅格地图,建图效果如图 19 所示。

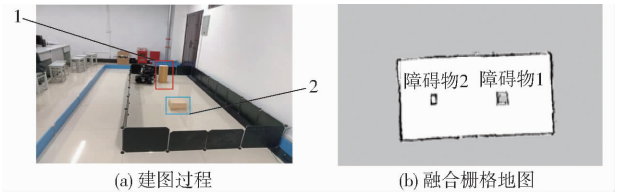


图 19 融合建图实验

Fig. 19 Fusion mapping experiment

1. 障碍物 2 2. 障碍物 1

由图 19 可知,融合栅格地图中障碍物检测更全面,不仅障碍物 1 与障碍物 2 都能被检测到,而且地图边缘更加精准清晰,极大地提高了移动机器人对周围较小障碍物的感知能力与建图精度。

本文实验环境面积约为 6 m²,移动机器人运行轨迹总长度约为 4.5 m,3 次地图构建实验数据如表 4 所示。

表 4 地图构建数据对比

Tab. 4 Comparison of map building data

建图方案	时间/s	速度/(m·s ⁻¹)
激光雷达	265	0.017 0
深度相机	320	0.014 1
融合	332	0.013 6

从表 4 可以看出,本文提出的互补融合 SLAM 算法,虽然比单一传感器中速度最快的激光雷达建图方案慢 0.003 4 m/s,但是,融合后的栅格地图中获取更多的环境信息,地图中环境表征更加

清晰精确,可以为移动机器人的自定位以及后续的自主导航、避障工作提供更加完整准确的环境地图。

5 结论

(1)对 ORB - SLAM2 算法进行增强,使其具备稠密点云地图构建、八叉树地图构建以及栅格地图构建等功能。经在 fr1_desk1 数据集和真实场景下测试,结果显示增强后 ORB - SLAM2 算法运行轨迹效果更优,定位精度更高,其绝对位姿误差降低 52.2%,相机跟踪轨迹增长 14.7%。

(2)D435i 型深度相机采用增强后的 ORB - SLAM2 算法与激光雷达采用 Gmapping - Slam 算法,按照贝叶斯估计方法进行互补融合,并在搭建的实验平台下进行了物理实验验证。在融合建图过程中,增强型 ORB - SLAM2 算法实现精确的定位,同时构建稠密点云地图与八叉树地图。D435i 型深度相机提供高精度的深度数据,用于识别环境中的障碍物。激光雷达则提供 360°激光扫描数据,用于检测环境中障碍物的距离和位置,从而提高了建图的精度与准确性。

(3)通过与深度相机和激光雷达 2 个传感器建图效果比较,本文融合算法提高了移动机器人对周围障碍物识别的能力,地图构建更加清晰精确。弥补了单一传感器获取环境信息少,地图环境表征不充分的缺陷,为移动机器人的自定位以及后续的自主导航、路径规划等工作提供更加完整准确的环境地图。

参 考 文 献

[1] DURRANT W H, BAILEY T. Simultaneous localization and mapping: part I[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13(2):99 - 110.

[2] 陈劭, 郭宇翔, 高天啸, 等. 移动机器人 RGB - D 视觉 SLAM 算法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(10):38 - 45.

CHEN Shao, GUO Yuxiang, GAO Tianxiao, et al. RGB - D vision SLAM algorithm for mobile robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10): 38 - 45. (in Chinese)

[3] KAZEROUNI I A, FITZGERALD L, DOOLY G, et al. A survey of state-of-the-art on visual SLAM[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 205(11):117734.

[4] MYRIAM S, VALERIE R, ALEXIS D, et al. Visual and visual-inertial SLAM: state of the art, classification, and experimental benchmarking[J]. Journal of Sensors, 2021, 2021:1 - 26.

[5] LENG L, ZENG Z, WU G, et al. Phase calibration for integrated optical phased arrays using artificial neural network with

- resolved phase ambiguity[J]. *Photonics Research*, 2022, 10(2):347–356.
- [6] HU C, HUANG H, CHEN M, et al. Fourier Cam: a camera for video spectrum acquisition in a single shot[J]. *Photonics Research*, 2021, 9(5):701–713.
- [7] TENG J, HU C, HUANG H, et al. Single-shot 3D tracking based on polarization multiplexed Fourier-phase camera[J]. *Photonics Research*, 2021, 9(10):1924–1930.
- [8] ZHANG J, SINGH S. LOAM: LiDAR odometry and mapping in real-time[C]//*Robotics: Science and Systems*, 2014.
- [9] CENSI A. An ICP variant using a point-to-line metric[C]//2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2008), 2008.
- [10] LU Feng, MILIOS E. Robot pose estimation in unknown environments by matching 2D range scan[J]. *Journal of Intelligent & Robotics Systems*, 1997, 18(3):249–275.
- [11] MINGUEZ J, LAMIRAUX F, MONTESANO L. Metric-based scan matching algorithms for mobile robot displacement estimation[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2005:3557–3563.
- [12] 范海廷, 杜云刚. 基于激光 SLAM 的移动机器人导航算法研究[J]. *机床与液压*, 2021, 49(14):41–46.
FAN Haiting, DU Yungang. Research on laser SLAM-based navigation algorithm for mobile robots[J]. *Machine Tools and Hydraulics*, 2021, 49(14):41–46. (in Chinese)
- [13] JONES M H, BELL J, DREDGE D, et al. Design and testing of a heavy-duty platform for autonomous navigation in kiwifruit orchards[J]. *Biosystems Engineering*, 2019, 187:129–146.
- [14] 周俊, 胡晨. 密植果园作业机器人行间定位方法[J]. *农业机械学报*, 2015, 46(11):22–28.
ZHOU Jun, HU Chen. Inter-row localization method for agricultural robot working in close planting orchard[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(11):22–28. (in Chinese)
- [15] 李晨阳, 彭程, 张振乾, 等. 融合里程计信息的农业机器人定位与地图构建方法[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(21):16–23.
LI Chenyang, PENG Cheng, ZHANG Zhenqian, et al. Positioning and map construction for agricultural robots integrating odometer information[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(21):16–23. (in Chinese)
- [16] 王天然. 机器人技术的发展[J]. *机器人*, 2017, 39(4):385–386.
WANG Tianran. Development of the robotics[J]. *Robot*, 2017, 39(4):385–386. (in Chinese)
- [17] DAVISON A J, REID I D, MOLTON N D, et al. MonoSLAM: real-time single camera SLAM[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(6):1052–1067.
- [18] FORSTER C, PIZZOLI M, SCARAMUZZA D. SVO: fast semi-direct monocular visual odometry [C] // 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2014:15–22.
- [19] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5):1147–1163.
- [20] MUR-ARTAL R, TARDOS J D. ORB-SLAM2: an open-source slam system for monocular, stereo, and RG-BD cameras [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(5):1255–1262.
- [21] 黎达, 邢艳秋, 黄佳鹏, 等. 基于双目立体视觉 SLAM 的林下实时定位[J]. *中南林业科技大学学报*, 2021, 41(2):16–22, 34.
LI Da, XING Yanqiu, HUANG Jiapeng, et al. Real-time positioning in forests based on binocular stereo visual SLAM[J]. *Journal of Central South University of Forestry & Technology*, 2021, 41(2):16–22, 34. (in Chinese)
- [22] 董蕊芳, 王宇鹏, 斓江明. 基于改进 ORB-SLAM2 的机器人视觉导航方法[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(10):306–317.
DONG Ruifang, WANG Yupeng, LAN Jiangming. Visual navigation method for robot based on improved ORB-SLAM2[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(10):306–317. (in Chinese)
- [23] 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.
- [24] 潘海鸿, 杨增启, 陈琳, 等. 一种适用于前瞻的高精度 7 段式非对称 S 曲线加减速控制[J]. *机械科学与技术*, 2015, 34(7):1024–1030.
PAN Haihong, YANG Zengqi, CHEN Lin, et al. A high-precision 7-segment asymmetric Scurve acceleration deceleration control for forward-looking[J]. *Mechanical Science and Technology*, 2015, 34(7):1024–1030. (in Chinese)
- [25] 徐武, 高寒, 王欣达, 等. 改进 ORB-SLAM2 算法的关键帧选取及地图构建研究[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(20):143–150.
XU Wu, GAO Han, WANG Xinda, et al. Research on key frame selection and map construction with improved ORB-SLAM2 algorithm[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(20):143–150. (in Chinese)
- [26] 邓世燕, 郭承军. 基于多传感器融合的即时定位与地图构建方法研究[C]//第十一届中国卫星导航年会, 2020.
DENG Shiyan, GUO Chengjun. Research on instant localization and map construction method based on multisensor fusion[C]//11th Annual China Satellite Navigation Conference, 2020. (in Chinese)
- [27] 常伟, 刘云. 一种改进的快速全景图像拼接算法[J]. *电子测量技术*, 2017, 40(7):90–94, 99.
CHANG Wei, LIU Yun. An improved fast panoramic image stitching algorithm[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2017, 40(7):90–94, 99. (in Chinese)
- [28] 李力行, 黄永梅, 王强, 等. 点目标视频跟踪中的噪声自适应卡尔曼滤波器[J]. *电子测量技术*, 2017, 40(6):170–174.
LI Lixing, HUANG Yongmei, WANG Qiang, et al. Noise adaptive Kalman filter in point target video tracking[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2017, 40(6):170–174. (in Chinese)
- [29] 方小艳. 基于 SIFT 特征点检测与维纳滤波的图像复原算法[J]. *电子测量技术*, 2017, 40(6):105–108.
FANG Xiaoyan. Image recovery algorithm based on SIFT feature point detection with Wiener filtering[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2017, 40(6):105–108. (in Chinese)