

基于改进 ORB-SLAM2 的果园喷药机器人定位与稠密建图算法

丛佩超 崔利营 万现全 李佳星 刘俊杰 张欣

(广西科技大学机械与汽车工程学院, 柳州 545616)

摘要: 针对果园喷药机器人视觉导航过程中定位精度低、地图构建效果差等问题, 本文提出一种新的视觉定位与稠密建图算法。该算法基于 ORB-SLAM2 算法架构, 首先, 通过优化 FAST 角点、描述子阈值, 并采取图像金字塔法与高斯滤波算法, 剔除劣质 ORB 特征点, 以提升图像关键帧质量和特征匹配精度。其次, 引入稠密建图线程, 利用点云恢复算法、统计滤波方法形成点云队列, 采取点云拼接技术与体素滤波算法输出稠密点云地图, 并在 ORB-SLAM2 算法的 ROS 节点中增加关键帧输出接口与位姿发布话题, 通过 NeedNewKeyFrame 函数选取 ORB-SLAM2 算法所生成的关键帧, 减少系统计算量。最终, 由 RGB-D 相机实现果园喷药机器人的精准定位与稠密建图。为验证本文算法的有效性与实用性, 进行 TUM 数据集仿真分析与真实场景测试, 结果表明: 相较 ORB-SLAM2 算法, 本文算法的绝对轨迹平均误差降低 44.01%、相对轨迹平均误差降低 7.93%, ORB 特征点匹配数量平均提升 19.03%, 定位精度与运行轨迹效果均有显著提升, 此外, 还能获取较高精度的果园喷药机器人工作场景信息。本文算法可为果园喷药机器人的自主导航提供理论基础。

关键词: 果园; 喷药机器人; ORB-SLAM2; 高斯滤波; 精准定位; 稠密建图

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)07-0045-11

OSID:



Localization and Dense Mapping Algorithm for Orchard Spraying Robot Based on Improved ORB-SLAM2

CONG Peichao CUI Liying WAN Xianquan LI Jiaxing LIU Junjie ZHANG Xin

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou 545616, China)

Abstract: In view of low localization accuracy and poor map construction during the visual navigation for orchard spraying robot, a visual localization and dense mapping algorithm was proposed. The algorithm was based on the ORB-SLAM2 algorithm architecture, firstly, through the optimization of FAST corner points, descriptor thresholds, and adopting the image pyramid method and Gaussian filtering algorithm, poor quality ORB feature points were eliminated to improve the image key frame quality and feature matching accuracy. Secondly, the dense map building thread was introduced, the point cloud recovery algorithm and statistical filtering method were used to form the point cloud queue, the point cloud stitching technology and voxel filtering algorithm were adopted to output the dense point cloud maps, and the key frame output interface and position publishing topic were added in the ROS node of ORB-SLAM2 algorithm, and then the key frame generated by ORB-SLAM2 algorithm was selected through the NeedNewKeyFrame function to reduce the system computation. Finally, the RGB-D camera was used to realize the precise positioning and dense mapping of the orchard spraying robot. In order to verify the effectiveness and practicality of the algorithm, simulation analysis of TUM dataset and real scenario testing were conducted. The results showed that compared with that of ORB-SLAM2 algorithm, the absolute trajectory average error of this algorithm was reduced by 44.01%, the relative trajectory average error was reduced by 7.93%, the average number of ORB feature point matching was increased by 19.03%, and the positioning accuracy and running trajectory effect were improved significantly. In addition, the working scene information of orchard spraying robot can be obtained with high accuracy. The algorithm can provide a theoretical basis for the autonomous navigation of orchard spraying robot.

Key words: orchard; spraying robot; ORB-SLAM2; Gaussian filtering; precise positioning; dense mapping

收稿日期: 2022-11-02 修回日期: 2023-01-20

基金项目: 中央引导地方科技发展专项资金项目(桂科 ZY19183003)和广西重点研发计划项目(桂科 AB20058001)

作者简介: 丛佩超(1980—), 男, 副教授, 博士, 主要从事移动机器人自主导航定位研究, E-mail: cpeclzx@163.com

0 引言

当前,我国水果品类丰富、产量稳居世界第一,但其种植区域多分布在丘陵地区。受地形条件影响,果园的农药喷施还以人工操作为主,该方式存在成本高、效率低、危害身体健康、环境污染大等问题。为解决上述问题,用于除草、喷药、采摘等工作的果园机器人不断涌现,其相关技术的研究已成为机器人领域的热点问题^[1-2]。

果园喷药机器人是将环境感知、目标识别、导航定位和运动控制等技术高度集成的智能化系统,精准定位技术是其中的关键问题之一。目前广泛使用的定位方法有:全球导航卫星系统(Global navigation satellite system, GNSS)、激光雷达定位、视觉定位^[3-4]。室外场景下 GNSS 的应用最为广泛,其无遮挡情况下的定位精度可达厘米级^[5-7]。虽然卫星定位在室外空旷环境下的表现良好,但在枝叶茂密的果园环境中,遮挡造成的卫星信号丢失,会严重影响定位精度^[3]。激光雷达定位精度高、抗干扰能力强^[8-9]。激光雷达虽能获得较高精度的位置信息,但在运动过程中易产生点云畸变和误匹配,且多线激光雷达价格较高^[10]。视觉定位通过单目、双目和 RGB-D 相机不仅能够获得丰富的位置信息,而且其硬件成本低廉,功耗低、体积小、安装方便,适用于大范围的工作场景,被广泛地应用于移动机器人的导航问题^[11]。文献[12-14]研究的视觉定位技术通常先由相机获取环境的目标信息,再通过图像分割等方法对目标图像进行处理,并利用 Hough 变换拟合导航路线,提高导航的定位精度。然而,果园喷药机器人的作业环境复杂多样,茂密的枝叶易导致图像分割失败,继而影响果园喷药机器人导航过程中的定位精度。视觉同时定位与建图(Simultaneous localization and mapping, SLAM)技术可较好地解决复杂场景下的定位与建图问题,已成为当前农业机器人领域的研究热点。

迄今为止,比较经典的视觉 SLAM 算法有 MonoSLAM^[15]、PTAM^[16]、SVO^[17]、ORB-SLAM^[18]等。其中,MUR-ARTAL 研究团队^[18]提出的 ORB-SLAM 系统,利用单目相机完成了全自动初始化,其在室内、外环境下均可实时运行,且具有较好的鲁棒性,与当时其它单目 SLAM 算法相比,实现了前所未有的性能。之后,该团队^[19]又提出了一种基于特征点法的 ORB-SLAM2 算法,它主要由跟踪、局部建图、回环检测三大线程组成,在大场景下实现了移动机器人的高精度定位与稀疏点云地图构建。李盛辉等^[20]提出了一种基于全景相机的视觉 SLAM 算法,

该方法可应用于真实农业环境下的智能车辆自主导航,其定位平均误差 0.108 m。李月华等^[21]提出了一种基于人工信标修正的视觉 SLAM 算法,该算法利用双目相机实现了工厂环境下自动引导车的自主定位,其定位误差不超过 0.1 m。黎达等^[22]提出了一种双目视觉 SLAM 算法,利用地面、树木等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,其均方根误差不超过 0.9 m。董蕊芳等^[23]提出了一种改进型的 ORB-SLAM2 算法,通过融合环境的 3D、2D 占据信息、路标点空间位置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,其定位误差不超过 1.43 m。上述视觉 SLAM 方法在农、林等复杂环境下的定位虽然取得了一定的效果,但相应的精度还有很大提升空间,特别是针对稠密果园环境的视觉定位和建图方法仍然比较欠缺^[24]。因此,研究适用于果园喷药机器人的定位与稠密建图方法,具有重要的现实意义^[25]。

基于以上分析,为进一步改善果园喷药应用场景下机器人定位与建图能力,本文提出一种改进的 ORB-SLAM2 定位与稠密建图算法,以 ORB-SLAM2 为基础,围绕图像像素亮度的差异性,引入噪声抑制机制与高斯滤波,优化 ORB 特征点的提取过程;借助局部建图线程的优质关键帧,运用点云滤波处理与位姿处理技术,构建稠密建图线程。

1 算法框架及视觉 SLAM 理论基础

1.1 算法框架

ORB-SLAM2 算法是基于特征点法的实时 SLAM 开源算法,但其构建的三维稀疏点云地图仅保留图像的部分 ORB 特征点,且建立的地图表征不够充分,缺少占据信息,难以描绘地图中的障碍物,因此,ORB-SLAM2 算法仅适用于机器人的空间定位^[23]。此外,果园环境复杂多样、纹理缺失,也易造成果园农药喷洒机器人的视觉定位精度不足,无法满足路径规划等任务的需求^[26]。针对上述问题,本文提出基于改进 ORB-SLAM2 算法的果园喷药机器人定位与稠密建图算法,如图 1 所示。该算法基于 ORB-SLAM2 算法框架,保留原有的局部建图与回环检测线程^[19],在跟踪线程中优化 FAST 角点、描述子阈值,利用高斯滤波对图像进行处理,并采用图像下采样方法形成高斯图像金字塔,实现 ORB 特征提取过程的优化,以降低劣质特征点数量,提高算法的关键帧质量及特征匹配准确率,从而改善算法的定位精度。此外,本文算法增加稠密建图线程,将相机周围场景以三维稠密点云地图的形式呈现,实现稠密地图的构建功能,以备果园喷药机器人后续

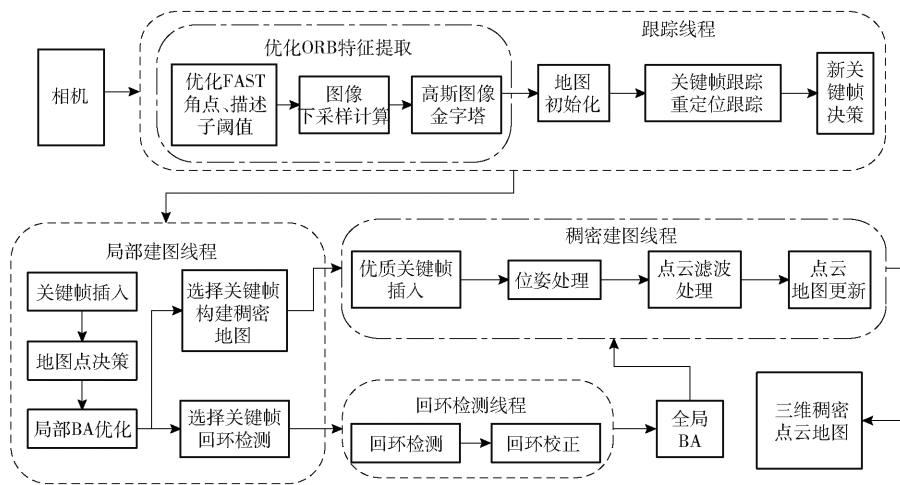


图 1 基于改进 ORB-SLAM2 算法的视觉定位与稠密建图算法框架

Fig.1 Visual localization and dense mapping algorithm framework based on improved ORB-SLAM2 algorithm

自主导航。

1.2 视觉 SLAM 理论基础

为实现果园喷药机器人的高精度定位与三维稠密地图构建,需有丰富的图像信息作为保证。基于经济性考虑,本文采用 Astra RGB-D 相机。果园喷药机器人通过 RGB-D 相机获取环境信息,如图 2 所示,机器人在 pose1、pose2、…、poseN 处观测果园环境中路标点 y_1 、 y_2 、…、 y_n 。通过视觉 SLAM 算法处理图像数据,根据相机的运动方程、观测方程估计相机位姿,再借助坐标系转换关系确定机器人的位置与姿态,以实现其自身的精准定位^[27]。



图 2 果园场景下的相机运动状态

Fig.2 Camera motion state in orchard scene

RGB-D 相机的运动方程为

$$x_t = f(x_{t-1}, p_t, q_t) \quad (1)$$

其观测方程为

$$z_{t,i} = h(y_i, x_t, w_{t,i}) \quad (2)$$

式中 x_t ——相机 t 时刻位置

p_t ——测量 t 时刻数据

q_t ——测量 t 时刻噪声

$w_{t,i}$ ——观测 t 时刻路标点噪声

y_i ——相机观测到的路标点

$z_{t,i}$ ——相机在 x_t 处对路标点 y_i 的观测数据

Astra RGB-D 相机由 RGB 彩色相机、红外传

感器和接近传感器 3 部分组成,结构如图 3 所示。该相机通过搭载的光学相机和红外相机获取 RGB 图像,利用红外结构光原理获取目标图像对应的深度信息,为三维稠密地图重建提供丰富的三维场景点云数据,再由相机点云坐标系转换为全局点云坐标系,最终实现环境信息重建^[28]。

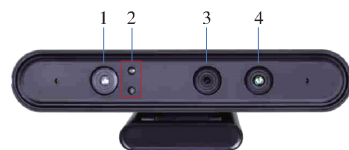


图 3 Astra RGB-D 结构

Fig.3 Astra RGB-D structure

1、4. 红外传感器 2. 接近传感器 3. RGB 彩色相机

点云坐标系变换关系式为

$$W_{o,j} = T_{o,c_i} W_{c_i,j} \quad (3)$$

式中 T_{o,c_i} ——第 i 个关键帧位姿

$W_{c_i,j}$ ——第 i 个关键帧的坐标系点云

$W_{o,j}$ ——全局坐标系点云

2 同时定位与三维稠密地图构建

2.1 ORB 特征点提取优化

ORB 特征由 Oriented FAST 角点、BRIEF 描述子组成,其不仅计算速率和精度较高,还具备旋转、光照和尺度的不变性,以及匹配速度快、实时性高等特点。因此,ORB 特征点提取在算法中起着至关重要的作用,其结果将直接影响定位的精度及建图效果^[29]。但 ORB-SLAM2 提取的特征点分布不均匀,且输出特征点重叠较多、质量较差。为解决该问题,本文提出一种如图 4 所示的特征点提取算法,其主要由 5 部分组成:FAST 角点提取、BRIEF 描述子计算、旋转角度计算、图像金字塔层数优化、高斯处理。

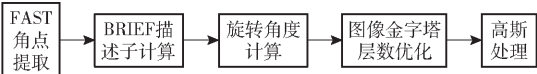


图 4 特征点提取流程图

Fig. 4 Flowchart of feature point extraction

本文算法根据像素亮度不同进行 FAST 角点提取与描述子计算,引入噪声抑制机制,以优化 ORB 特征点的处理流程,如图 5 所示。首先,在图像中选取像素块 P,假设其像素亮度为 L_p ,并设置亮度阈值为 A_0 。以 P 为中心,在半径为 r 的圆上选取 16 个像素点,若存在连续 12 个像素点的亮度不在区间 $[L_p - A_0, L_p + A_0]$ 之内,则像素块 P 可列为优质特征点。对图中所有像素均重复以上步骤,筛选出图像中所有的优质特征点。其次,利用 OpenCV 库中的 imread 函数检测出 Oriented FAST 角点位置,依据角点位置计算 BRIEF 描述子,设置其提取数量阈值为 $[A_1, A_2]$,并在描述子阈值范围内选取关键点,且剔除范围以外的关键点,以提高 SLAM 系统特征点的质量。最后,采用 OpenCV 库中的 BruteForceMatcher 函数结合汉明距离对 2 幅图像的描述子进行匹配,计算相邻点之间的极小值距离,若描述子间汉明距离大于 2 倍极小值,判断其为误匹配。此时,运用随机采样一致性算法减少误匹配,抑制噪声,剔除外点,以提高系统定位精度。



图 5 ORB 特征点提取

Fig. 5 ORB feature point extraction

ORB - SLAM2 算法构建图像金字塔是对原图像进行多尺度结构表达。首先,按照图像比例因子进行逐级向下采样;其次,采样后的图像按不同分辨率由高到低向上排列,进行不同层的角点匹配,从而解决尺度不变性问题。但当描述子数量较少时,易出现特征点提取与匹配精度下降的问题^[30]。为解决上述问题,通过优化图像金字塔层级,对图像进行高斯滤波,利用 OpenCV 的 pyrDown 函数形成高斯图像金字塔,如图 6 所示。高斯图像金字塔从第 K 层生成第 $K + 1$ 层,利用高斯滤波对第 K 层进行卷积,删除所有的偶数行与列,具体计算过程为

$$F_K = \text{pyrDown}(F_{K+1}) \tag{4}$$

式中 F_K, F_{K+1} ——第 $K, K + 1$ 次下采样图像
pyrDown——下采样函数

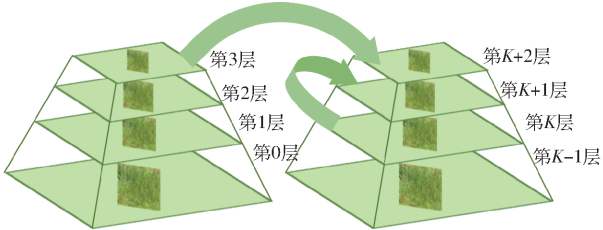


图 6 高斯图像金字塔

Fig. 6 Gaussian image pyramid

所形成的高斯图像金字塔可用于构建图像的尺度,避免引入其它噪声,从而提高本文算法的特征点提取与匹配精度。

2.2 三维稠密地图构建

针对 ORB - SLAM2 所建立地图的表征不够充分、缺少占据信息问题,本文在 ORB - SLAM2 架构基础上添加稠密地图构建线程,如图 1、7 所示,该线程以局部建图线程的优质关键帧为基础,构建相机周围果园环境的三维稠密点云地图。首先,基于 RGB - D 相机的成像原理,如图 8 所示,运用点云恢复算法、统计滤波方法,将输入关键帧的 2D 像素坐标转换为 3D 点云坐标,从而形成像素点云队列^[31]。其计算过程为

$$\begin{cases} x = (u - q_x)z/p_x \\ y = (v - q_y)z/p_y \\ z = d/n \end{cases} \tag{5}$$

式中 p_x, p_y ——水平与垂直方向的相机焦距
 q_x, q_y ——像素坐标与成像平面的平移量
 (x, y, z) ——图像坐标系坐标
 (u, v) ——图像坐标
 d ——深度相机测量出的像素点距离
 n ——实际距离和测得距离 d 的比例系数

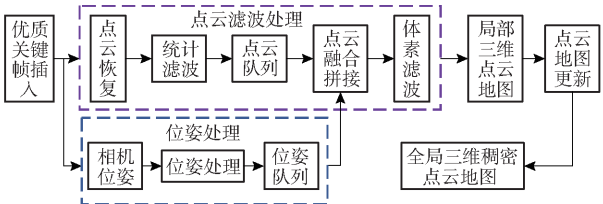


图 7 稠密建图流程图

Fig. 7 Dense build flowchart

同时,运用位姿处理技术,将相机位姿生成位姿队列。其次,点云队列与位姿队列采取点云融合拼接算法,进行点云地图拼接,完成新旧点云地图叠加,点云拼接公式为

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \mathbf{R}_{wc} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \mathbf{t}_{wc} \tag{6}$$

式中 $\mathbf{R}_{wc}$ —— 3×3 旋转矩阵
 $\mathbf{t}_{wc}$ —— 3×1 平移向量

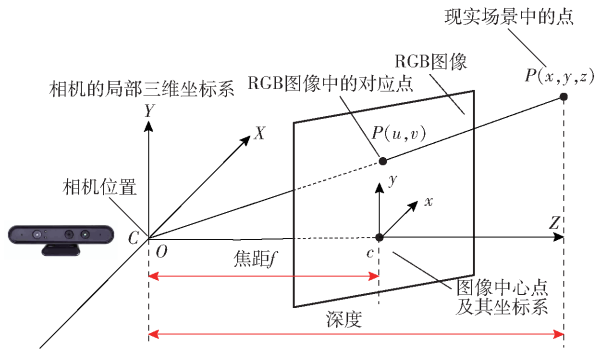


图 8 针孔相机成像原理图

Fig. 8 Imaging principle of pinhole camera

由于高采样频率、运动速度的约束,相邻关键帧之间存在大量的冗余信息,导致系统运算速度较慢,本文通过体素滤波处理掉该冗余信息,以获得新的局部点云地图。最后,进行点云地图更新,输出三维稠密点云地图,并将稠密建图部分编写成独立的 pointcloud_mapping 功能包。生成的稠密点云地图可通过 Octomap_Server 转换成八叉树地图,为果园喷药机器人在复杂场景下的自主导航提供环境地图^[31-33]。

稠密建图线程若单独运行,系统需重新进行特征点提取与匹配等工作,会产生大量重复计算。为减少稠密建图计算量,本文基于 ORB-SLAM2 系统的 ROS 节点进行改进。ORB-SLAM2 系统主要分为 3 个节点:相机驱动节点、位姿估计节点、建图节点,如图 9 所示。相机驱动节点采集视觉传感器数据,位姿估计节点提供相机位姿(TCW),建图节点接收图像数据和位姿数据,进行点云拼接^[34]。本文在 ORB-SLAM2 的建图节点中增加 KeyFrame 输出接口与位姿发布话题,通过 TrackRGBD 接口函数调用 KeyFrameDataBase 库,逐层添加关键帧状态标志位,利用 Tracking::Track 函数计算位姿,NeedNewKeyFrame 函数选取 ORB-SLAM2 生成的优质关键帧,作为稠密建图线程的输入,从而减少处理帧数,节约运算资源,保证系统的实时性,关键帧选取过程如图 10 所示。

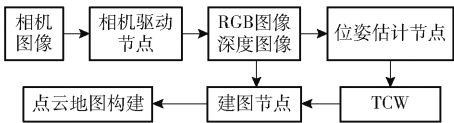


图 9 基于 ROS 的 ORB-SLAM2 系统节点框架

Fig. 9 Node framework of ORB-SLAM2 system based on ROS

3 仿真与实验

为验证本文算法的有效性 with 实用性,分别进行数据集仿真与真实场景实验。仿真分析选用自带标

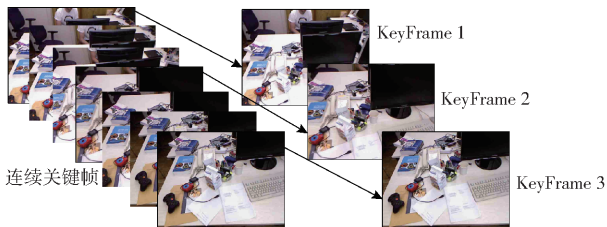


图 10 关键帧选取示意图

Fig. 10 KeyFrame selection

准轨迹与比较工具的 TUM 数据集,将本文算法与 ORB-SLAM2 进行对比,验证其定位精度与稠密建图效果。果园真实场景选取广西壮族自治区柳州市某处柑橘种植场地,利用果园喷药机器人实体样机的移动底盘进行实物验证。上述仿真、真实场景实验的计算机采用 Intel core i7-6700HQ 处理器、32 GB 运行内存的 ThinkPad T460P 型便携式计算机,其操作系统为 Ubuntu 18.04。

3.1 数据集仿真分析

TUM 数据集为 Kinect 视觉传感器采集的标准数据集,该数据集中包含彩色图、深度图及相机运动过程中的真实轨迹(groundtruth)^[23]。仿真分析利用 TUM 数据集的 freiburg1_room 序列进行验证,该序列具有场景大、运动回环等特点,适于评估 SLAM 系统的位姿估计与回环检测能力。基于上述序列分别测试 ORB-SLAM2 及本文所提算法,其运行效果如图 11 所示。由图 11 可知,本文算法相较 ORB-SLAM2 可实时地构建三维稠密点云地图。

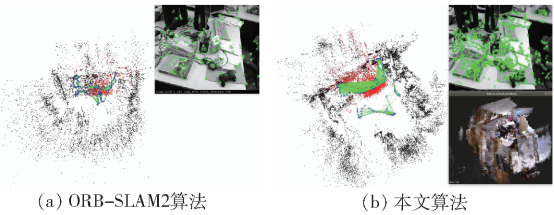


图 11 运行效果对比

Fig. 11 Running effect comparison diagrams

借助测评工具 EVO 对图 11 得到的运行结果进行处理,以评估上述两种 SLAM 算法的定位精度。首先,将两种 SLAM 算法运行后的估计位姿 KeyFrame Trajectory 与数据集真实位姿(groundtruth)进行对比,结果如图 12 所示;其次,分别获取两种 SLAM 算法对应的绝对轨迹误差(APE,图 13)、相对轨迹误差(RPE,图 14);最后,运行两种算法各 15 次,求取相应的绝对轨迹误差与相对轨迹误差平均值,结果如表 1、2 所示。其中,采用最大误差(max)、平均误差(mean)、误差中值(median)、最小误差(min)、均方根误差(RMSE)、方差(SSE)与标准差(STD)作为算法的评价指标。

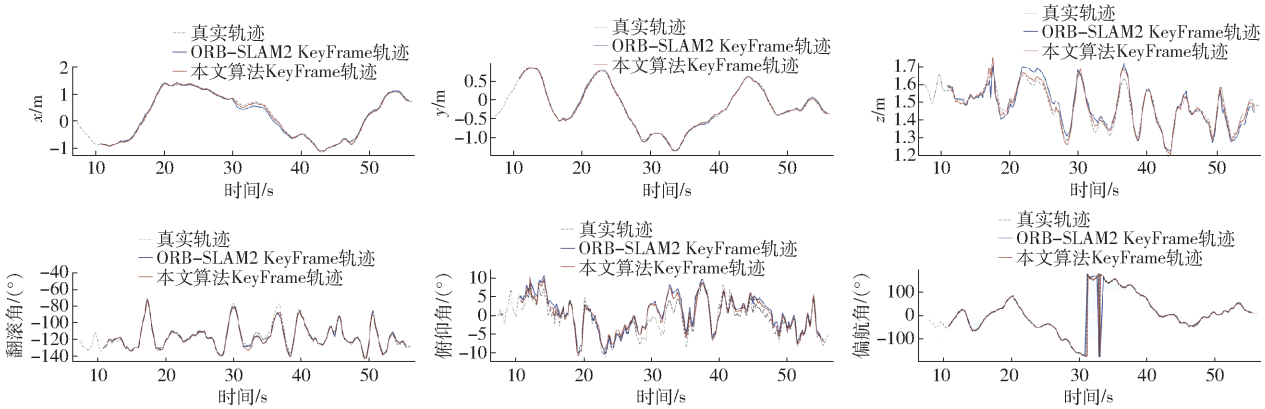


图 12 真实位姿与估计位姿对比

Fig. 12 Comparison of real pose and estimated pose

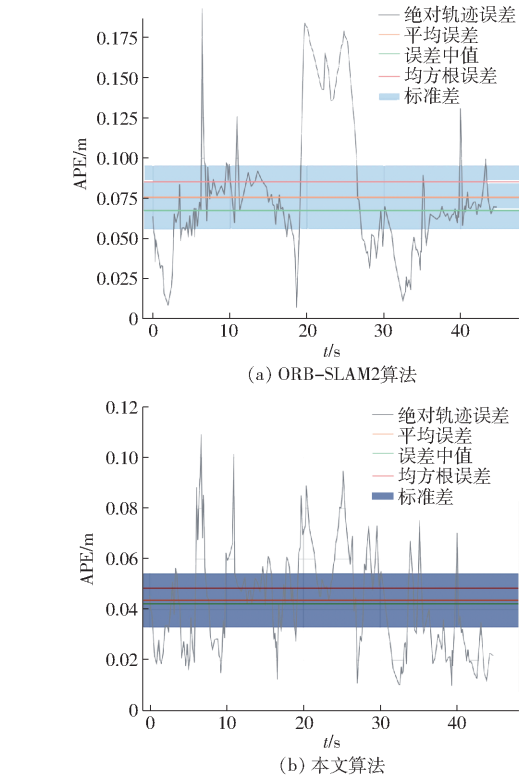


图 13 绝对轨迹误差对比

Fig. 13 Absolute trajectory error comparison charts

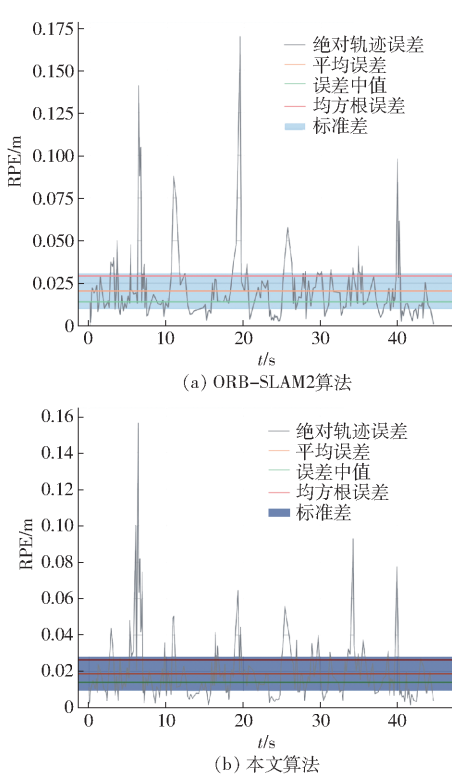


图 14 相对轨迹误差对比

Fig. 14 Relative trajectory error comparison charts

表 1 绝对轨迹误差平均值

Tab. 1 Average 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	0.192 775	0.075 666	0.067 375	0.006 901	0.085 330	1.448 959	0.039 445
本文算法	0.109 106	0.043 612	0.042 362	0.009 875	0.048 419	0.489 976	0.021 032

表 2 相对轨迹误差平均值

Tab. 2 Average relative 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	0.169 610	0.020 570	0.014 196	0.001 099	0.029 392	0.171 052	0.020 995
本文算法	0.156 094	0.018 938	0.014 192	0.001 572	0.026 485	0.145 904	0.018 515

图 12 表明:本文算法相比 ORB-SLAM2 算法的估计位姿更接近真实位姿。观察图 13、14 可知,本文算法相较 ORB-SLAM2 的单帧误差波动、绝对和相对轨迹误差范围更小;此外,分析表 1、2 可知,本文算法的绝对和相对轨迹误差平均值均有所下降。其中,绝对轨迹平均误差 0.043 612 m,降低 44.01%;均方根误差 0.048 419 m,降低 43.26%;标准差 0.021 032 m,降低 46.68%。相对轨迹平均误差 0.018 938 m,降低 7.93%;均方根误差 0.026 485 m,降低 9.89%;标准差 0.018 515 m,降低 11.81%。数据集仿真结果表明:本文改进算法的估计位姿更接近真实位姿,定位精度也较 ORB-SLAM2 算法有明显提升。

3.2 果园喷药机器人定位与建图实验

为进一步验证本文算法在真实场景下的定位与稠密建图效果,以柑橘果园为应用场景,选取 36 m × 16 m 的测试范围,如图 15 所示。将 ORB-SLAM2 及本文算法分别在果园喷药机器人实体样机的移动底盘上加以测试。移动底盘搭载 Astra RGB-D 相机,主控为 ThinkPad T460P 型便携式计算机,如图 16 所示。

3.2.1 算法性能测试

在果园内的不同工况下进行多次实验,根据特征点匹配数量、算法初始化时间、关键帧匹配数量测试算法性能。



图 15 真实果园场景
Fig. 15 Real of orchard scenery

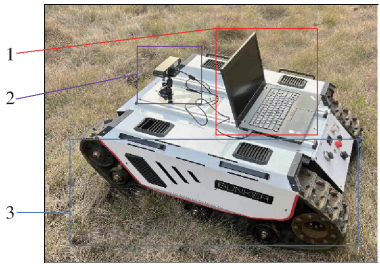


图 16 实验平台
Fig. 16 Experimental platform
1. ThinkPad T460P 型便携式计算机 2. Astra RGB-D 相机
3. 移动底盘

两种算法在运行过程中,通过调整机器人位置改变相机在环境中的位姿,每种算法进行 20 次特征点匹配实验,实验过程及结果如图 17、18 所示。实验结果表明,在相同场景下本文算法匹配到的特征点数量普遍高于 ORB-SLAM2 算法,特征点数量平均提升 19.03%。

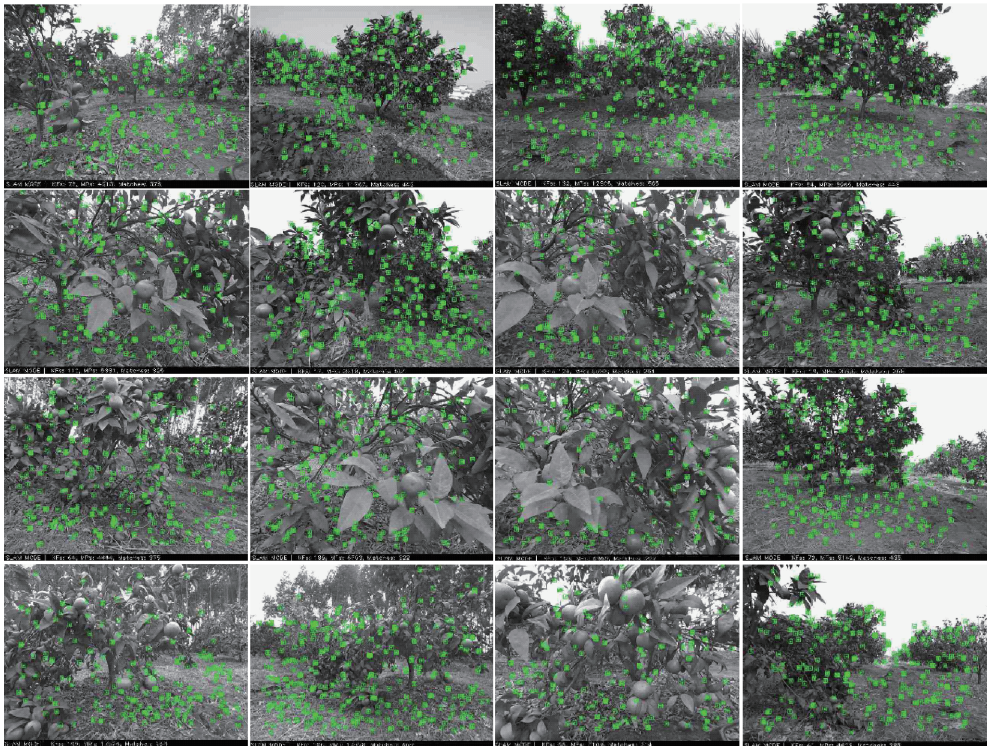


图 17 特征点匹配实验(部分)
Fig. 17 Feature point matching experiment (partial)

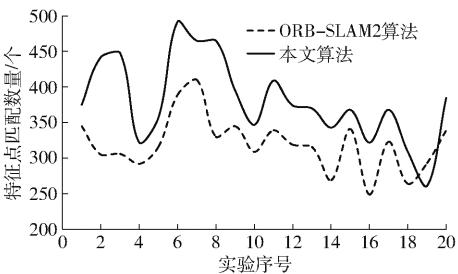


图 18 特征点匹配数量结果

Fig. 18 Number of feature point matching results

在晴天与阴雨天两种工况下对同一场景进行 30 次初始化时间与关键帧匹配数量测试,分别计算其平均值,结果如表 3、4 所示。实验表明,本文算法 30 次初始化时间的均值为 15.19 s。在晴朗天气条件下初始化时间较短,两类算法同一工况下的平均初始化时间相差不到 4.3 s。本文算法通过优化 ORB 特征点的提取过程,滤除劣质特征点,减少了关键帧数量,其平均值为 105 帧,保证了本文算法在两种工况下关键帧的平均值均低于 ORB-SLAM2 算法。

表 3 初始化时间平均值

Tab.3 Average initialization time			s
算法	晴天	阴雨天	
ORB-SLAM2	10.03	11.97	
本文算法	14.32	16.06	

表 4 关键帧匹配平均数量

Tab.4 Average number of KeyFrame matches			帧
算法	晴天	阴雨天	
ORB-SLAM2	128	116	
本文算法	109	101	

3.2.2 果园喷药机器人定位实验

通过实验平台直线运动与回环运动输出的结果,验证本文算法的定位精度。首先,在果园内选取一条长 10 m、宽 1.8 m 的直线通道,道路两边种满果树;然后,实验平台以速度 0.6 m/s 沿红色直线喷药

通道行驶,如图 19 所示;本文算法的运行效果如图 20 所示。



图 19 实验平台直线行驶

Fig. 19 Experimental platform travels in straight line

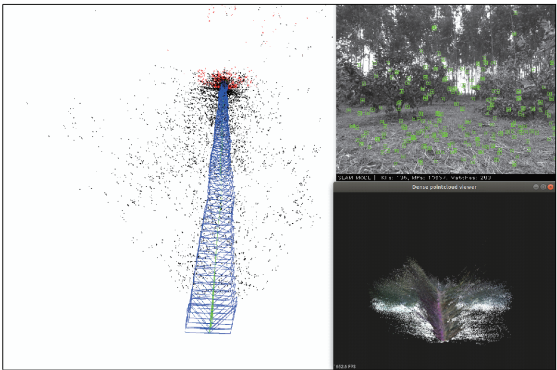


图 20 直线运动过程

Fig. 20 Linear motion process

上述测试过程中获取的实验数据使用 EVO 轨迹功能进行处理,直线运动中部分轨迹坐标信息如表 5 所示,其中, T_x 、 T_y 、 T_z 为当前关键帧位置坐标, Q_x 、 Q_y 、 Q_z 、 Q_w 为位姿四元数,整理后的实验结果如图 21 所示。

通过观察图 21 直线运动轨迹与分析表 5 实验数据可知,本文通过优化跟踪线程中 ORB 特征点的提取过程,将劣质 ORB 特征滤除,不但提高了算法生成的关键帧质量,且增强了关键帧选取的可靠性与特征匹配的准确性,从而使本文算法的直线运动

表 5 直线运动轨迹坐标

Tab.5 Trajectory coordinates of linear motion							
序号	T_x	T_y	T_z	Q_x	Q_y	Q_z	Q_w
1	0	0	0	0	0	0	1.000 000 0
2	-0.000 963 4	-0.002 012 5	0.011 254 3	0.008 451 1	-0.002 797 4	0.000 002 1	0.999 960 4
3	-0.001 215 0	-0.002 114 2	0.013 094 6	0.008 878 1	-0.003 039 0	0.000 041 8	0.999 956 0
4	-0.002 285 5	-0.004 649 1	0.028 035 8	0.015 207 2	-0.005 748 5	-0.000 185 9	0.999 867 8
5	-0.002 426 0	-0.006 434 1	0.048 465 1	0.023 191 9	-0.007 155 2	0.002 386 9	0.999 702 6
6	-0.002 427 4	-0.009 254 8	0.074 268 4	0.029 670 7	-0.009 658 4	0.006 625 1	0.999 491 1
7	-0.002 971 5	-0.006 179 6	0.110 507 5	0.009 431 9	-0.009 213 3	0.012 091 8	0.999 840 0
8	-0.004 594 9	-0.005 235 4	0.143 331 0	0.003 738 4	-0.011 858 4	0.011 469 0	0.999 856 9
9	-0.005 918 6	-0.010 947 7	0.168 045 9	0.026 456 2	-0.012 634 6	0.011 997 6	0.999 498 1
10	-0.006 530 5	-0.012 887 5	0.191 109 8	0.038 414 0	-0.015 627 1	0.018 851 2	0.998 961 9

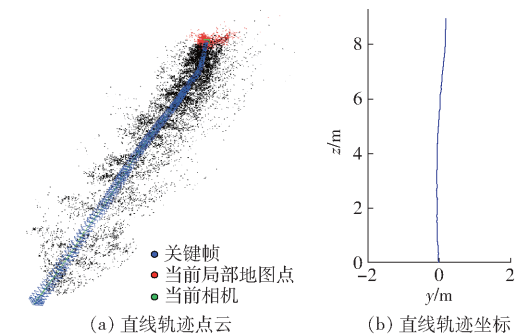


图 21 直线运动轨迹

Fig. 21 Linear motion trajectory

估计位姿较接近喷药机器人实际的直线运动轨迹。

利用回环检测消除果园喷药机器人运行过程中的累计误差,以提高其定位精度。在真实果园场景内选取长 10 m、宽 3.6 m 的场地进行回环实验,实验过程与结果如图 22、23 所示。观察图 23 可知,通过喷药机器人在果园内的闭环运动,本文算法的估计轨迹坐标基本重合,具有良好的回环检测性能。虽然,室外地形复杂,光线不均会导致部分轨迹位姿产生漂移,但本文算法仍可有效绘制果园喷药机器人的位姿及轨迹,表明其在回环运动时的定位效果较为理想。通过上述实验分析可知,本文算法具有较好的定位精度和鲁棒性。

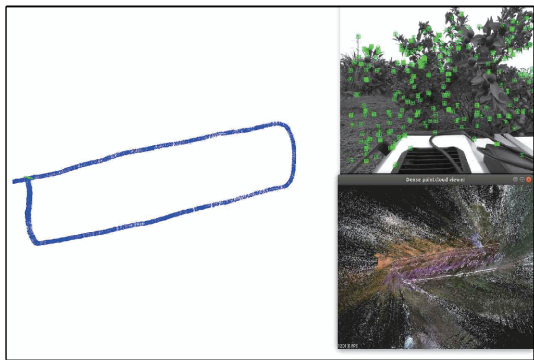
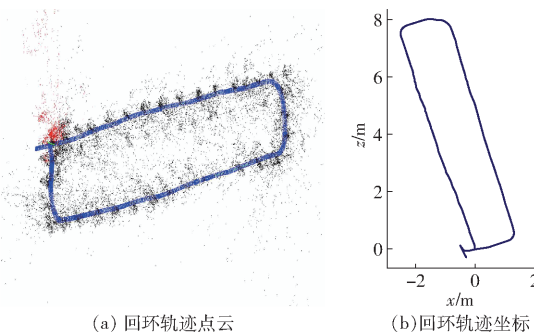


图 22 回环运动过程

Fig. 22 Process of loop movement



(a) 回环轨迹点云

图 23 回环运动轨迹

Fig. 23 Loop motion path

3.2.3 果园喷药机器人稠密建图实验

在真实果园场景内选取两条直线喷药道路,场地长 30 m、宽 5.4 m。实验平台以速度 0.6 m/s 沿着喷药路径运动,利用本文算法进行实时三维稠密地

图构建,得到的点云地图如图 24a 所示,将其与真实场景(图 24b)进行对比,以验证本文算法的稠密建图效果。



(a) 稠密地图构建

(b) 果园真实场景

图 24 稠密地图构建

Fig. 24 Dense map construction

观察图 24 可知,本文算法构建出的三维稠密点云地图清晰地展现了真实果园场景内草地与果树的三维空间位置,且未出现重叠、变形等情况,与现实场景基本吻合。因此,本文算法具备较强的三维稠密点云地图构建能力。

综上可知,相较 ORB-SLAM2 算法,本文所提算法的绝对轨迹、相对轨迹误差均有所下降,定位精度也获得提升。在真实果园场景下,本文算法特征匹配数量增多,初始化时间接近 ORB-SLAM2 算法,且在直线运动与回环运动中均实现了有效定位,室外场景也能构建出有效的三维稠密点云地图,可为果园喷药机器人的导航定位打下坚实基础。

4 结论

(1)通过改进 FAST 角点、描述子阈值,利用图像金字塔法与高斯滤波算法优化图像特征点的提取过程,剔除劣质 ORB 特征点,提高了关键帧匹配的可靠性,并通过实验证明了本文算法在 freiburg1_room 序列中比 ORB-SLAM2 的运行轨迹效果更优,定位精度更高,其绝对轨迹的平均误差、均方根误差与相对轨迹的平均误差、均方根误差分别降低 44.01%、43.26%、7.93% 和 9.89%。

(2)基于 ORB-SLAM2 算法框架引入稠密建图线程,构建 RGB-D 相机运动模型,利用点云恢复、点云拼接与滤波处理技术,实现了三维稠密点云地图构建;并在 ORB-SLAM2 算法的建图节点中引用 NeedNewKeyFrame 函数,选取局部建图线程所生成的优质关键帧图像,从而减少了系统计算量。在真实果园场景实验验证了本文算法的实际性能,实验结果证明本文算法的 ORB 特征点匹配数量平均提升 19.03%,且关键帧数量的平均值为 105 帧,系统初始化时间的均值为 15.19 s;此外,果园喷药机器人可通过本文算法在直线、回环运动中实现准确定位,并能获取机器人所处环境的三维场景信息,构建出的稠密点云地图可为果园喷药机器人的自主导航提供基础。

参考文献

- [1] 刘成良,贡亮,苑进,等.农业机器人关键技术研究现状与发展趋势[J].农业机械学报,2022,53(7):1-22,55.
LIU Chengliang, GONG Liang, YUAN Jin, et al. Current status and development trends of agricultural robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(7):1-22,55. (in Chinese)
- [2] LI Y, GUO Z, SHUANG F, et al. Key technologies of machine vision for weeding robots: a review and benchmark[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 196: 106880.
- [3] 李雪峰,李涛,邱权,等.果园移动机器人自主导航研究进展[J].中国农机化学报,2022,43(5):156-164.
LI Xuefeng, LI Tao, QIU Quan, et al. Review on autonomous navigation for orchard mobile robots[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022,43(5):156-164. (in Chinese)
- [4] 张漫,季宇寒,李世超,等.农业机械导航技术研究进展[J].农业机械学报,2020,51(4):1-18.
ZHANG Man, JI Yuhao, LI Shichao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(4):1-18. (in Chinese)
- [5] JOONG-HEE H, CHI-HO P, YOUNG-JIN P, et al. Preliminary results of the development of a single-frequency GNSS RTK-based autonomous driving system for a speed sprayer[J]. Journal of Sensors, 2019,2019(2):1-9.
- [6] 刘兆朋,张智刚,罗锡文,等.雷沃 ZP9500 高地隙喷雾机的 GNSS 自动导航作业系统设计[J].农业工程学报,2018,34(1):15-21.
LIU Zhaopeng, ZHANG Zhigang, LUO Xiwen, et al. Design of automatic navigation operation system for Lovol ZP9500 high clearance boom sprayer based on GNSS[J]. Transactions of the CSAE, 2018,34(1):15-21. (in Chinese)
- [7] 熊斌,张俊雄,曲峰,等.基于 BDS 的果园施药机自动导航控制系统[J].农业机械学报,2017,48(2):45-50.
XIONG Bin, ZHANG Junxiong, QU Feng, et al. Navigation control system for orchard spraying machine based on Beidou navigation satellite system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(2):45-50. (in Chinese)
- [8] MARK H, JONES, JAMIE B, et al. Design and testing of a heavy-duty platform for autonomous navigation in kiwifruit orchards[J]. Biosystems Engineering, 2019, 187: 129-146.
- [9] 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)
- [10] 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)
- [11] 齐咏生,陈培亮,刘利强,等.基于单目视觉的动态环境同步定位与多地图构建算法[J].农业机械学报,2022,53(4):280-292.
QI Yongsheng, CHEN Peiliang, LIU Liqiang, et al. Simultaneous localization and multi-mapping algorithm in dynamic environment based on monocular vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(4):280-292. (in Chinese)
- [12] 熊俊涛,邹湘军,陈丽娟,等.采摘机械手对抗扰动荔枝的视觉定位[J].农业工程学报,2012,28(14):36-41.
XIONG Juntao, ZOU Xiangjun, CHEN Lijuan, et al. Visual position of picking manipulator for disturbed litchi[J]. Transactions of the CSAE, 2012,28(14):36-41. (in Chinese)
- [13] 张雄楚,陈兵旗,李景彬,等.红枣收获机视觉导航路径检测[J].农业工程学报,2020,36(13):133-140.
ZHANG Xiongchu, CHEN Bingqi, LI Jingbin, et al. Path detection of visual navigation for jujube harvesters[J]. Transactions of the CSAE, 2020,36(13):133-140. (in Chinese)
- [14] 毕松,王宇豪.果园机器人视觉导航行间位姿估计与果树目标定位方法[J].农业机械学报,2021,52(8):16-26,39.
BI Song, WANG Yuhao. Inter-line pose estimation and fruit tree location method for orchard robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(8):16-26,39. (in Chinese)
- [15] 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.
- [16] KLEIN G, MURRAY D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces[C]//2007 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality. IEEE, 2007: 225-234.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 李盛辉,夏春华,姬长英,等.自主导航农业车辆的全景视觉同时定位与地图创建[J].江苏农业学报,2017,33(3):598-609.
LI Shenghui, XIA Chunhua, JI Changying, et al. Simutaneous localization and mapping for autonomously-navigating agricultural vehicle based on panoramic vision[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2017,33(3):598-609. (in Chinese)
- [21] 李月华,朱世强,于亦奇.工厂环境下改进的视觉 SLAM 算法[J].机器人,2019,41(1):95-103.

LI Yuehua, ZHU Shiqiang, YU Yiqi. Improved visual SLAM algorithm in factory environment[J]. Robot, 2019, 41(1): 95 – 103. (in Chinese)

[22] 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)

[23] 董蕊芳, 王宇鹏, 阚江明. 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, KAN 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)

[24] 郭成洋, 范雨杭, 张硕, 等. 果园车辆自动驾驶技术研究进展[J]. 东北农业大学学报, 2019, 50(8): 87 – 96.
GUO Chengyang, FAN Yuhang, ZHANG Shuo, et al. Progress on vehicle automatic navigation in orchard[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2019, 50(8): 87 – 96. (in Chinese)

[25] 吴建清, 宋修广. 同步定位与建图技术发展综述[J]. 山东大学学报(工学版), 2021, 51(5): 16 – 31.
WU Jianqing, SONG Xiuguang. Review on development of simultaneous localization and mapping technology[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2021, 51(5): 16 – 31. (in Chinese)

[26] ZHANG L, ZHANG Y. Improved feature point extraction method of ORB-SLAM2 dense map[J]. Assembly Automation, 2022, 42(4): 552 – 566.

[27] 高翔, 张涛, 颜沁睿, 等. 视觉 SLAM 十四讲: 从理论到实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2019.

[28] 侯荣波, 魏武, 黄婷, 等. 基于 ORB-SLAM 的室内机器人定位和三维稠密地图构建[J]. 计算机应用, 2017, 37(5): 1439 – 1444.
HOU Rongbo, WEI Wu, HUANG Ting, et al. Indoor robot localization and 3D dense mapping based on ORB-SLAM[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(5): 1439 – 1444. (in Chinese)

[29] HUO X, ZHANG L, LIU G, et al. Application of an improved fast corner detection algorithm in ORB-SLAM2[C] // International Conference on Autonomous Unmanned Systems. Springer, Singapore, 2021: 1825 – 1833.

[30] 李国竣, 徐延海, 段杰文, 等. 利用局部自适应阈值方法提取 ORB-SLAM 特征点[J]. 测绘通报, 2021(9): 32 – 36, 48.
LI Guojun, XU Yanhai, DUAN Jiewen, et al. ORB-SLAM method based on local adaptive threshold extraction feature points[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(9): 32 – 36, 48. (in Chinese)

[31] XIE P, SU W, LI B, et al. Modified keyframe selection algorithm and map visualization based on ORB-SLAM2[C] // 2020 4th International Conference on Robotics and Automation Sciences (ICRAS). IEEE, 2020: 142 – 147.

[32] ZENG M, ZHAO F, ZHENG J, et al. Octree-based fusion for realtime 3D reconstruction[J]. Graphical Models, 2013, 75(3): 126 – 136.

[33] 林辉灿, 吕强, 张洋, 等. 稀疏和稠密的 VSLAM 的研究进展[J]. 机器人, 2016, 38(5): 621 – 631.
LIN Huican, LÜ Qiang, ZHANG Yang, et al. The sparse and dense VSLAM: a survey[J]. Robot, 2016, 38(5): 621 – 631. (in Chinese)

[34] KULKARNI M, JUNARE P, DESHMUKH M, et al. Visual SLAM combined with object detection for autonomous indoor navigation using Kinect V2 and ROS[C] // 2021 IEEE 6th International Conference on Computing, Communication and Automation (ICCCA). IEEE, 2021: 478 – 482.

(上接第 34 页)

[17] 浮丹丹, 周绍光, 徐洋, 等. 基于主成分分析的点云平面拟合技术研究[J]. 测绘工程, 2014, 23(4): 20 – 23.
FU Dandan, ZHOU Shaoguang, XU Yang, et al. Research on plane fitting technology of point cloud based on principal component analysis[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2014, 23(4): 20 – 23. (in Chinese)

[18] 童子良, 余学祥, 汪涛, 等. 一种新的鲁棒三维点云平面拟合方法[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2020, 43(12): 1684 – 1688.
TONG Ziliang, XU Xuexiang, WANG Tao, et al. A new robust three-dimensional point cloud plane fitting method[J]. Journal of Hefei University of Technology(Natural Science), 2020, 43(12): 1684 – 1688. (in Chinese)

[19] 郭庆华, 刘瑾, 陶胜利, 等. 激光雷达在森林生态系统监测模拟中的应用现状与展望[J]. 科学通报, 2014, 59(6): 459 – 478.
GUO Qinghua, LIU Jin, TAO Shengli, et al. Application status and prospect of LiDAR in forest ecosystem monitoring and simulation[J]. Chinese Science Bulletin, 2014, 59(6): 459 – 478. (in Chinese)

[20] ZERMAS D, IZZAT I, PAPANIKOLOPOULOS N. Fast segmentation of 3D point clouds: a paradigm on LiDAR data for autonomous vehicle applications[C] // Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Automat., 2017: 5067 – 5073.

[21] 许德刚, 赵萍. 蝙蝠算法研究及应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(15): 1 – 12, 31.
XU Degang, ZHAO Ping. Review on research and application of bat algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(15): 1 – 12, 31. (in Chinese)

[22] 孙伟, 刘经洲. 基于 Huber 鲁棒容积裂变粒子滤波的协同导航方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(2): 166 – 175.
SUN Wei, LIU Jingzhou. Cooperative navigation method based on Huber robust volume fission particle filter[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(2): 166 – 175. (in Chinese)