doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.S1.034

基于ORB-SLAM2的温室移动机器人定位研究

李　旭[1,2]　阳奥凯[1]　刘　青[1]　伍硕祥[1]　刘大为[3,4]　邬　备[1,2]　谢方平[3,4]

（1. 湖南农业大学机电工程学院，长沙 410128；2. 湖南省智能农机装备重点实验室，长沙 410128；3. 农业农村部南方智能育秧(苗)重点实验室，益阳 413055；4. 湖南省智能育秧育苗装备工程技术研究中心，益阳 413055）

摘要：针对温室内道路环境复杂，且温室移动机器人无法使用GNSS进行定位的问题，本文开展了基于ORB-SLAM2的温室定位研究。首先，对Realsense D455型深度相机获取的温室彩色图像和深度信息进行预处理，通过图像金字塔和灰度质心法实现ORB特征的尺度和旋转不变性，完成精确有效的特征点匹配；其次，利用跟踪线程参考关键帧跟踪、匀速模型跟踪和重定位跟踪进行粗定位，再使用局部地图跟踪进行精定位，实现对相机位姿的精确求解；再次，结合局部建图线程，在完成关键帧插入、近期地图点筛选、新地图点筛选、新地图点重建、局部BA优化和局部关键帧筛选的基础上，应用共视图方法建立地图点；最后，结合闭环线程，通过候选回环、计算相似变换、回环融合和位姿图优化对全图地图进行回环修正，从而实现温室内的实时定位与建图。选取辣椒生长初期、中期和成熟期3种不同作物生长期的温室进行实机测试，算法生成的轨迹与实际轨迹基本契合，X轴的均方根误差分别为0.686 2、0.355 0、0.492 5 m，平均绝对误差分别为0.588 3、0.293 7、0.455 4 m，Z轴的均方根误差分别为0.149 7、0.071 8、0.368 6 m，平均绝对误差分别为0.098 6、0.046 4、0.282 5 m。试验结果表明该方法可为温室移动机器人的定位与导航提供技术支撑。

关键词：温室；机器人；建图；定位；深度相机；ORB-SLAM2

中图分类号：S24　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1000-1298(2024)S1-0317-08

Greenhouse Mobile Robot Localization Based on ORB-SLAM2

LI Xu[1,2]　YANG Aokai[1]　LIU Qing[1]　WU Shuoxiang[1]　LIU Dawei[3,4]　WU Bei[1,2]　XIE Fangping[3,4]

(1. *College of Mechanical and Electrical Engineering, Hunan Agricultural University, Changsha* 410128, *China*
2. *Hunan Key Laboratory of Intelligent Agricultural Machinery Equipment, Changsha* 410128, *China*
3. *Key Laboratory of Intelligent Seedling Cultivation, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yiyang* 413055, *China*
4. *Hunan Research Center of Engineering Technology for Intelligent Seedling Equipment, Yiyang* 413055, *China*)

Abstract: Aiming at the complex road environment in greenhouse and the problem that greenhouse mobile robots cannot use GNSS for localization, research and experiments on greenhouse localization were carried out based on ORB-SLAM2. Firstly, the color image and depth information of greenhouse acquired by the depth camera Realsense D455 were preprocessed, and the scale and rotation invariance of ORB features was achieved by the image pyramid and grayscale center-of-mass method to complete accurate and effective feature point matching. Secondly, coarse localization was done by using tracking thread reference key frame tracking, homogeneous model tracking, and repositioning tracking, and then fine localization was done by using local map tracking to achieve an accurate solution for the camera pose. Thirdly, combining with the local map building thread, applying the common-view method to build up the map points based on the completion of the key frame insertion, the recent map point screening, the new map point screening, the new map point reconstruction, the local BA optimization, and the local key frame screening. Finally, combined with the closed-loop thread, the full map was corrected by loopback correction through the candidate loopback, computation of similarity transformation, loopback fusion, and position map optimization, so as to realize the greenhouse in the real-time localization and map building. Three greenhouses with different crop growth conditions in the early, middle and maturity stages of pepper growth were selected for real-machine testing, and the trajectories generated by the algorithm basically matched

收稿日期：2024－07－29　修回日期：2024－09－30

基金项目：国家重点研发计划项目(2021YFD1600300-4/06、2020YFD1000300)

作者简介：李旭(1981—)，男，副教授，博士，主要从事农业装置智能控制技术研究，E-mail: leexu@hunau.edu.cn

通信作者：刘大为(1983—)，男，副教授，博士，主要从事蔬菜生产全程机械化技术与装备研究，E-mail: liudawei8361@163.com

the actual trajectories, with the root-mean-square errors on the X-axis of 0.686 2 m, 0.355 0 m, 0.492 5 m, and the average absolute errors of 0.588 3 m, 0.293 7 m, and 0.455 4 m, respectively, and on the Z-axis of 0.149 7 m, 0.071 8 m, 0.368 6 m, and the average absolute errors of 0.098 6 m, 0.046 4 m, and 0.282 5 m, respectively. The experimental results showed that the method could provide technical support for the localization and navigation of greenhouse mobile robots.

Key words: greenhouses; robot; mapping; localization; depth camera; ORB-SLAM2

0 引言

温室是一种用于种植作物的生产设施,可以提高生产效率和品质,2022年我国温室面积约为186.2万公顷[1]。随着科技进步和农业生产技术不断发展,智能化温室装备成为研究热点[2]。由于温室作业环境温度和湿度高,且作业劳动强度大[3],温室移动机器人在近年来的研究和应用中取得了显著进展[4],温室内环境感知是温室移动机器人实现导航和开展自主作业的关键。

国内外学者围绕铺设轨道、循迹式和基于SLAM技术的多源信息融合式3种技术开展了温室移动机器人的定位与导航研究[5]。OIKAWA等[6]提出一种预先获取农作物的位置,提前铺设轨道,温室机器人根据轨道运动并进行药剂喷洒作业的方法,该方法实现了精确有效的喷洒作业且节省了时间,提高了效率。袁挺等[7]在硬化且表面附着有浮土、泥块、植物残留物的水泥地路面中央铺设红色引导线来提供引导信息,利用光照色彩稳定性有效提取导航路径信息,导航线平均识别率达93.9%。贾士伟等[8]提出了一种基于激光测距仪的温室移动机器人道路边缘检测和导航算法,利用道路区域与作物区域的表面平整度差异实现道路边缘检测,利用基准道路宽度帮助剔除伪道路区域,进而生成导航调速控制指令,机器人偏离道路中心线的平均值为-1.270 7 cm,均方误差为2.677 2。侯加林等[9]使用激光雷达与Cartographer算法结合实现了在温室环境下的二维栅格地图构建与机器人实时定位功能,车载系统分别以0.2、0.5、0.8 m/s的速度运行时,实际导航路径与目标路径的平均偏差小于13 cm,标准差小于5 cm。吴雄伟等[10]提出了一种基于无监督光流的视觉里程估计方法,通过引入局部几何一致性约束和优化光流网络结构,并使用金字塔层间知识自蒸馏技术,使得温室移动机器人在位姿跟踪中的相对位移误差降低9.80%。TAN等[11]提出了一种基于多线激光雷达和自适应滤波点云投影(AF-PCP)SLAM算法的温室地图构建方法,该方法利用Cartographer框架,改进了地图构建和定位精度。试验表明,AF-PCP算法绘图面积比Cartographer算法提高155.7%,显著降低了作物行长度误差和空隙长度,同时定位误差降低79.9%。综合研究现状,铺设轨道式和循迹式具有可靠性强和稳定性好的优点,但会改变原有的环境结构,缺少灵活性,限制了移动机器人的作业范围。基于SLAM技术的多源数据融合通过激光雷达[12]、相机[13]、惯性传感器[14]等多种传感器信息实现自主导航,该方法不需要人为铺设轨道和路标,节约了人力物力成本,保护了现场环境,移动机器人作业更灵活。

本文为实现移动机器人在作物生长密集、空间狭窄和道路起伏的温室内定位和导航,采用RGB-D深度相机开展基于ORB-SLAM2算法的温室建图与实时定位研究,以期为温室移动机器人的自主作业提供技术支撑。

1 温室内ORB-SLAM2建图与定位方法

1.1 算法框架

ORB-SLAM2算法[15]是一种基于特征点的视觉SLAM算法,该算法在ORB-SLAM[16]纯单目系统的基础上添加了对双目和RGB-D相机的支持,同时增加了用于专门处理双目和RGB-D数据的输入与处理模块,并且在原有跟踪线程、局部建图线程和闭环线程的基础上增加了全局BA优化线程。ORB-SLAM2系统框架如图1所示。

ORB-SLAM2算法从输入图像中提取ORB特征点(Oriented FAST and rotated BRIEF),通过特征匹配估计相机的相对位姿。单目相机使用运动恢复结构(Structure from motion, SfM)进行初始化,而双目和RGB-D相机则直接利用深度信息生成三维点云并构建初始地图。在实时追踪过程中,ORB-SLAM2根据上一帧的位姿预测当前帧的位姿,通过特征点与局部地图的匹配修正位姿。同时,算法根据一定判定条件选择生成并插入关键帧,利用三角测量方法生成新的三维地图点。回环检测通过词袋模型查找与当前帧相似的先前关键帧,识别是否存在回环,并通过姿态图优化消除漂移误差。全局BA(Bundle adjustment)进一步优化整个地图的相机位姿与三维点位置,确保全局地图的一致性和高精度的定位。

1.2 视觉理论基础

丰富的图像信息是温室高精度定位与稠密地图构建的基础,本文选用Realsense D455型深度相机来获取温室的环境图像信息,如图2所示。搭载在移动机器人上的相机在位姿1、位姿2、…、位姿N处获取温室的路标点y_1、y_2、…、y_n的环境信息[17],系统根据视觉SLAM算法来处理获取到的图像数据,根据相机的运动方程和观测方程来估计相机的位姿,再通过坐标系转换关系确定移动机器人的位姿信息,实现精准定位。

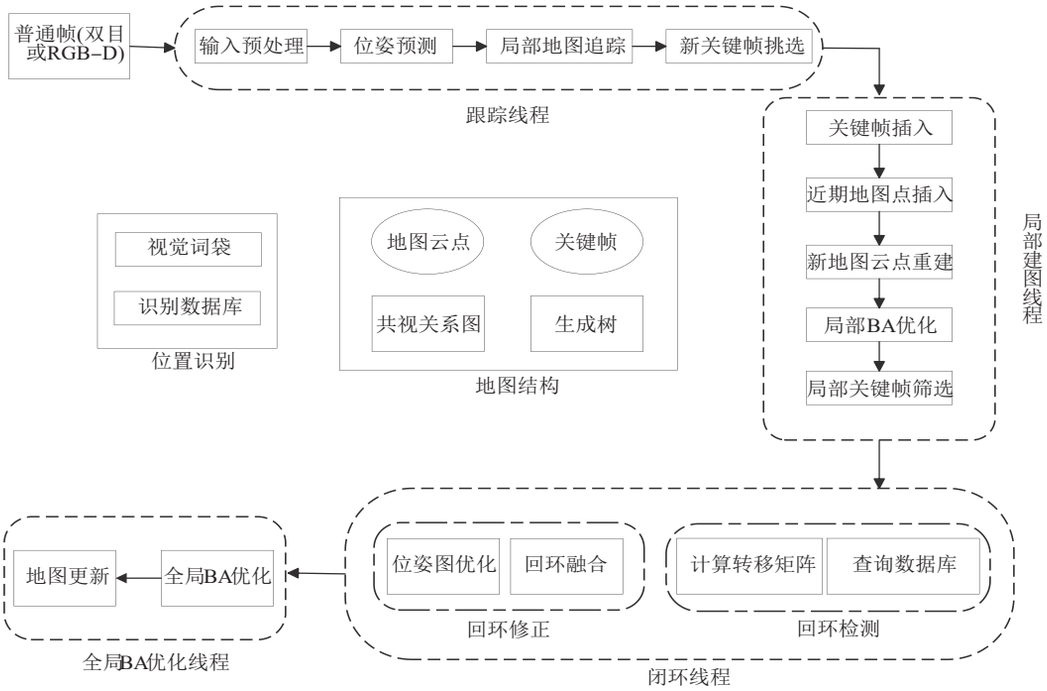


图1　ORB-SLAM2系统框架图

Fig. 1　System framework diagram of ORB-SLAM2



图2　温室环境下相机运动状态

Fig. 2　Camera motion state in greenhouse environment

深度相机的运动方程为

$$x_k = f\left(x_{k-1}, u_k, w_k\right) \tag{1}$$

其观测方程为

$$z_{k,j} = h\left(y_j, x_k, v_{k,j}\right) \tag{2}$$

式中　x_k——相机k时刻位置

u_k——测量k时刻数据

w_k——测量k时刻噪声

y_j——相机观测到的路标点

$v_{k,j}$——观测k时刻路标点噪声

$z_{k,j}$——相机在x_k处对路标点y_j的观测数据

1.2.1　特征点提取

跟踪线程是ORB-SLAM2系统的主线程，每帧图像从相机输入到跟踪线程都要进行特征点提取，特征点提取过程如图3所示[18]。为了减少计算量，原始图像需要通过灰度变换，在灰度图像上选取一个像素点$P(x_0, y_0)$，以像素点P为中心，选取半径为r的圆周上16个像素点为领域，并设置阈值T，若这16个像素点中有连续12个点满足

$$\left|I\left(x_i, y_i\right) - I\left(x_0, y_0\right)\right| > T \tag{3}$$

式中　$I\left(x_i, y_i\right)$——点$\left(x_i, y_i\right)$的像素值

则认为这个点为FAST特征点。为了使特征点具有旋转不变性，需要计算出这个领域的灰度质心m来作为权重中心[19]。在一个图像块B中，定义图像块的矩为

$$m_{pq} = \sum_{x,y \in B} x^p y^q I\left(x, y\right) \qquad (p, q = \{0,1\}) \tag{4}$$

通过矩找到灰度质心

$$m = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}}\right) \tag{5}$$

中心点P到灰度质心m的方向则为特征点的方向，最终得到oFAST特征点。

同时构建图像金字塔实现对不同尺度的图像处理，从而提升特征点匹配的效率和鲁棒性，提高算法在各种

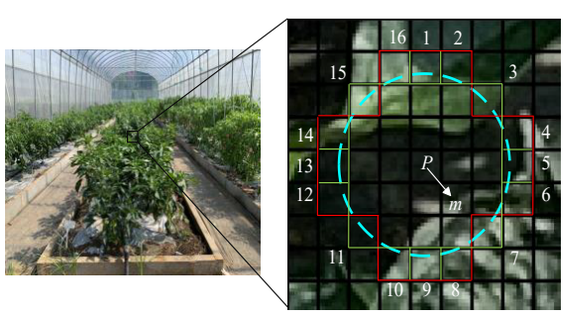


图3　oFAST特征提取过程

Fig. 3　oFAST feature extraction process

环境下的表现。构建图像金字塔如图4所示，不同尺度图像进行融合可以获得更多的特征点，因此对同一图像按照相同的比例进行扩大或者缩小，金字塔面积随着金字塔层数的增加而减小，所能提取到的特征点数量也越少。

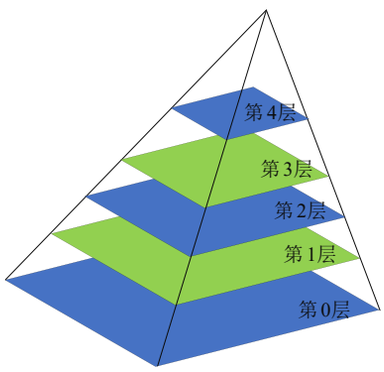


图4 图像金字塔

Fig. 4 Image pyramid

假设第0层图像尺寸为 $L \times b$，则第 k 层分配的特征点数为

$$N_k = \frac{N\left(1 - s^2\right)}{1 - s^{2n}} s^{2k} \quad (0<s<1) \tag{6}$$

式中 N——特征点总数

s——缩放因子

n——金字塔图层数

N_k——第 k 层分配的特征点数

1.2.2 局部地图构建

如何获取更精确的温室地图信息是本文研究的重点内容之一，ORB-SLAM2算法中跟踪线程挑选出来的关键帧会存放在一个缓冲区内等待着局部建图线程对其进行处理[20]。首先在词袋模型中计算出表征向量，词袋模型将关键帧更新到词袋模型的在线数据库中；随后将地图中有共视关系但没有与该帧建立映射的点云建立关联；接着计算该关键帧与地图点已有关键帧的共视连接权重，以将该关键帧添加到共视关系图中；最后将该关键帧添加到地图结构中，完成关键帧的插入。在插入关键帧的过程中，需要保留一些近期地图点，剔除质量差的点云。对于每个新插入的关键帧，借助共视图关系与邻近的关键帧进行匹配，将该新关键帧中还未映射到地图点的特征点进行三角化重建，以生成新的地图点。相机成像和地图点观测原理如图5针孔相机模型所示[21]。

空间上的一点 P 通过一个小孔将外部光线投影到图像平面上，形成倒立的二维图像。通过三角形相似变换、物理成像坐标系与像素坐标系的转换关系，将世界坐标系中的三维点通过相机的外参转换到相机坐标系，然后利用内参进行投影，生成图像坐标。转换关系式为

$$Z\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & C_x \\ 0 & f_y & C_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \boldsymbol{KP} \tag{7}$$

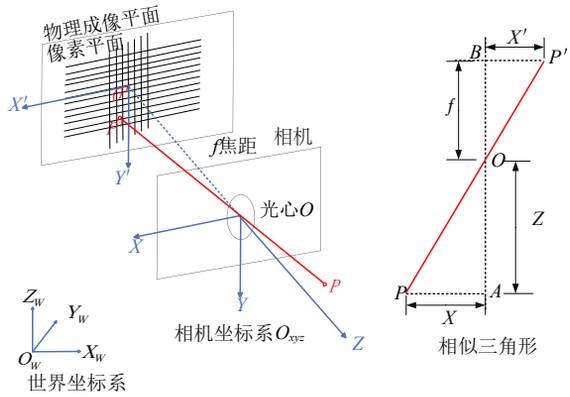


图5 针孔相机模型

Fig. 5 Pinhole camera model

式中 (u,v)——像素坐标

Z——该点在相机坐标系下深度

X、Y——世界坐标系下水平垂直方向的空间坐标轴

C_x、C_y——相机成像的主点坐标

f_x、f_y——相机焦距

$\boldsymbol{K}$——相机的内参数矩阵

$\boldsymbol{P}$——该点在相机坐标系下坐标

由于相机是运动的，所以需要一个世界坐标系来描述相机和物体的位置。设该点在相机坐标系下的坐标为 $\boldsymbol{P}_c$，在世界坐标系下的坐标为 $\boldsymbol{P}_w$，则坐标 $\boldsymbol{P}_c$ 是由坐标 $\boldsymbol{P}_w$ 通过旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 和平移向量 $\boldsymbol{t}$ 得到的，则二者的转换关系式为

$$Z\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \boldsymbol{K}\left(\boldsymbol{RP_W} + \boldsymbol{t}\right) = \boldsymbol{KTP_w} \tag{8}$$

式中 $\boldsymbol{T}$——变换矩阵

为了完成温室三维环境的构建，需要温室空间点的深度即距离信息，深度相机相比于单目、双目相机具有主动测量图像深度的优势，按照测量原理可以分为红外结构光和TOF(Time-of-flight)。本文所选用的Realsense D455型深度相机采用的是TOF原理测量图像深度。原理示意如图6所示，通过连续发射光脉冲(一般为不可见光)到被测物体上，然后接收从物体反射回去的光脉冲，通过探测光脉冲的飞行(往返)时间来计算被测物体离相机的距离，为光脉冲飞行的时间乘以光脉冲飞行速度的一半。

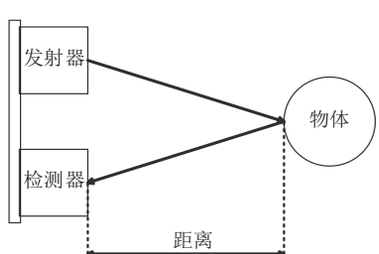


图6 TOF原理示意图

Fig. 6 TOF principle schematic

当缓冲区的关键帧都被处理完后，则将当前帧局部的几个关键帧以及地图点放入局部BA中进行优化，局部BA优化完成后对局部地图中的关键帧进行筛选，剔除冗余的关键帧[22]。通过处理关键帧、建立共视关系、生成新的地图点并进行局部优化来增强地图的精度和一致性。

1.2.3　回环修正

由于位置估计随着时间的变化会产生漂移[23]，为了纠正这种累计误差，ORB-SLAM2算法通过闭环线程来减少累计的定位误差并优化全局地图。在局部建图线程中，筛选出来最后保留在地图中的关键帧都会被送到闭环线程中，通过词袋模型，将数据库中与当前帧相似度较高的帧挑选出来作为候选回环帧，再计算当前帧与候选回环帧之间的变换关系。在ORB-SLAM2算法的闭环检测过程中，相似变换（Similarity transformation）用于计算相机位姿和地图点之间的关系，以修正由于漂移引起的误差[24-26]。在闭环检测中，系统会识别出相机在新的帧与旧的关键帧之间的相似场景，这时需要通过相似变换来校正这些关键帧的相对位置和姿态，通过计算得到旋转矩阵$\boldsymbol{R}$、缩放因子s，以及平移向量$\boldsymbol{t}$，可以构造出最终的相似变换，将不同帧之间的地图点变换到同一坐标系中，相似变换表示为

$$\boldsymbol{p}_i' = s\boldsymbol{R}\boldsymbol{p}_i + \boldsymbol{t} \tag{9}$$

其中$\boldsymbol{p}_i'$、$\boldsymbol{p}_i$表示不同帧之间对应的同一组地图点。

如果通过计算得到变换关系并且二者之间有足够多的共视点，则认为回环检测成功，通过回环融合修正当前关键帧与获选回环帧及其邻近关键帧的累计误差，最后通过全局优化来修正与当前关键帧无共视关系的帧，提升地图的全局一致性和定位精度。

2　试验与分析

为验证基于ORB-SLAM2的温室机器人定位的性能和应用效果，结合温室移动机器人在真实场景开展实机测试，试验场景如图7所示。试验平台计算机为NVIDIA Jetson nano开发套件，操作系统为Ubuntu 18.04，采用的相机为Relsense D455型深度相机，相机外部参数和标定后的内部参数分别如表1和表2所示。



图7　温室移动机器人作业场景

Fig. 7　Greenhouse mobile robot operation scene

表1　相机外部参数

Tab. 1　Camera external parameters

参数	外形尺寸/（mm×mm×mm）	深度/m	深度FOV/(°)	彩色FOV/(°)	深度帧率/(f·s^{-1})	彩色帧率/(f·s^{-1})
数值	124×26×29	0.6~6	87×58	90(H)×65(V)	30	30

表2　相机内部参数

Tab. 2　Internal camera parameters

参数	内参矩阵			畸变参数	重投影平均误差
数值	384.255 6	0	326.467 9	K_1=−0.050 4	0.208 5
	0	385.990 9	241.153 0	K_2=0.046 8	
	0	0	1	P_1=0	
				P_2=0	

2.1　ORB-SLAM2算法在温室应用性能评估

实机测试在湖南农业大学辣椒温室进行，将ORB-SLAM2算法在温室机器人的移动底盘上进行测试，选取如图8所示不同生长期的3个辣椒温室各规划一条矩形闭环路径进行试验，根据特征点捕捉效果、关键帧数量、点云生成数量以及处理每帧所需时间等测试算法的应用性能。

不同辣椒生长期算法特征点捕捉效果如图9所示，图中的绿色框代表算法捕捉的特征点。从图9中可以看



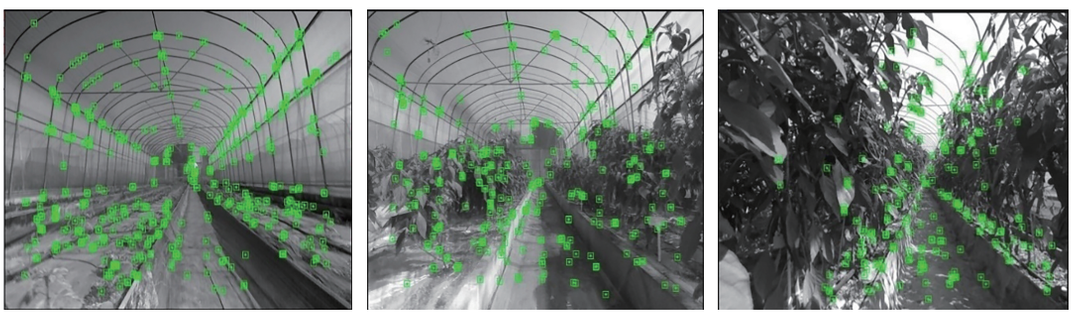
(a) 初期　　(b) 中期　　(c) 成熟期

图8　辣椒不同生长期场景

Fig. 8　Scenarios for different growth periods of chili peppers

出，深度相机下的ORB-SLAM2算法在不同作物长势的情况下均可以达到良好的特征点提取和匹配效果，并且特征点分布情况也较均匀，因此深度相机下的ORB-SLAM2算法在温室内具有良好的特征点捕捉效果。

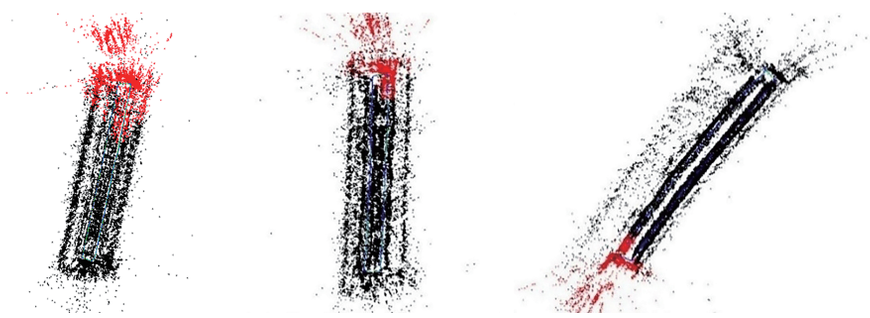
操作温室移动机器人绕一垄作物闭环行走一周，生成如图10所示的点云图，图中红色点为参考地图点，黑色点为所有地图点，蓝色表示关键帧，绿色线表示关键帧之间的共视关系。算法建图结果为：辣椒生长初期的轨迹a建图时间为130.288 s，路径长度58.876 m，共获取501个关键帧和21 064个点云；辣椒生长中期的轨迹b建图时间为129.522 s，路径长度56.104 m，共获取536个关键帧和26 606个点云；辣椒生长成熟期的轨迹c建图时间230.963 s，路径长度57.569 m，共获取943个关键帧和36 742个点云。



(a) 初期 (b) 中期 (c) 成熟期

图9 不同辣椒生长期算法特征点捕捉效果

Fig. 9 Effectiveness of feature point capture by algorithms for different pepper growth periods



(a) 初期 (b) 中期 (c) 成熟期

图10 不同辣椒生长期算法生成的点云图

Fig. 10 Point clouds generated by algorithm for different pepper growth periods

结合数据分析，ORB-SLAM2具有良好的建图效果和轨迹生成的能力，且在温室内的建图能达到较好的回环效果。

处理3种不同作物生长期下ORB-SLAM2算法得到CameraTrajectory.txt文件，统计算法处理每帧图像的时间及所占的比例，结果如表3所示。

表3 算法处理每帧时间统计

Tab. 3 Algorithmic processing of time per frame statistics

轨迹	总帧数	0.033 s处理帧数占比/%	0.034 s处理帧数占比/%
a	4 104	65.16	34.84
b	4 022	65.17	34.83
c	7 247	65.48	34.52

算法在3种不同作物生长期的温室环境下处理每帧图像的时间稳定在0.033 s和0.034 s。本次试验采集图像的频率为30 Hz，即每隔0.033 3 s捕获1幅图像，与算法处理每帧图像的时间一致，且ORB-SLAM2算法平均跟踪时间分别为0.086 7、0.088 17、0.100 0 s，说明基于深度相机的ORB-SLAM2算法可以满足温室内不同环境下的实时定位与建图要求。

2.2 ORB-SLAM2算法在温室内定位试验

在不同生长期的3个辣椒温室分别选取一段矩形路径，在路径上每隔0.5 m用石灰粉做一个标记点，如图11所示，操作温室移动机器人沿标记点移动，形成用于评估算法定位精度的实际轨迹。

温室移动机器人移动过程中，搭载在温室移动机器

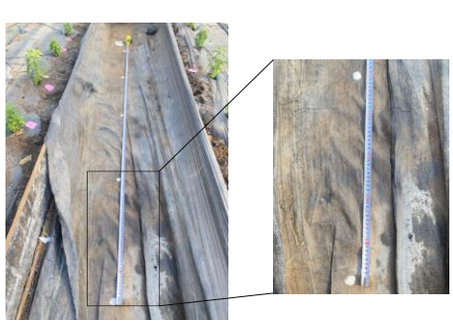


图11 实际轨迹设定方法

Fig. 11 Actual trajectory setting method

人上的深度相机录制视频获得数据集，通过算法分别获得3种场景下移动机器人的算法轨迹，表4所示为辣椒生长中期算法生成的部分轨迹坐标。算法轨迹与实际轨迹对比图如图12所示，计算2个轨迹间X轴和Z轴的均方根误差和平均绝对误差，其中X轴方向的均方根误差分别为0.686 2、0.355 0、0.492 5 m，平均绝对误差分别为0.588 3、0.293 7、0.455 4 m；Z轴方向的均方根误差分别为0.149 7、0.071 8、0.368 6 m，平均绝对误差分别为0.098 6、0.046 4、0.282 5 m。3个不同轨迹的X轴均方根误差均在0.7 m范围之内，平均绝对误差均在0.6 m范围内；Z轴均方根误差均在0.4 m范围之内，平均绝对误差均在0.3 m范围内。偏差主要产生在转弯位置及道路起伏较大的位置，算法轨迹与真实轨迹基本契合，具有良好的定位效果。

表4　辣椒生长中期算法生成的部分轨迹坐标

Tab. 4　Partial trajectory coordinates generated by algorithm during mid-growth period of chili peppers

序号	T_x	T_y	T_z	Q_x	Q_y	Q_z	Q_w
1	0	0	0	0	0	0	1.000 000 000
2	0.000 789 696	0.000 465 213	−0.000 538 790	0.000 009 404	−0.000 081 495	0.000 238 793	0.999 999 940
3	0.000 851 873	−0.000 534 035	−0.001 070 877	−0.000 016 415	−0.000 005 087	−0.000 069 865	1.000 000 000
4	0.002 024 376	−0.000 505 984	−0.000 966 425	−0.000 145 660	−0.000 212 470	0.000 339 335	0.999 999 881
5	0.002 503 945	−0.000 978 224	−0.001 988 228	−0.000 205 524	−0.000 228 129	0.000 348 918	0.999 999 881
6	0.003 638 672	−0.001 571 808	−0.002 060 608	−0.000 413 689	−0.000 351 456	0.000 486 708	0.999 999 702
7	0.003 728 752	−0.002 505 891	−0.002 992 342	−0.000 440 078	−0.000 320 390	0.000 350 172	0.999 999 762
8	0.003 829 772	−0.002 324 495	−0.003 379 196	−0.000 466 959	−0.000 241 764	0.000 231 431	0.999 999 821
9	0.004 466 692	−0.003 230 116	−0.004 210 810	−0.000 754 498	−0.000 234 699	0.000 146 374	0.999 999 642
10	0.006 414 600	−0.003 694 547	−0.004 373 698	−0.000 754 098	−0.000 556 574	0.000 747 159	0.999 999 285

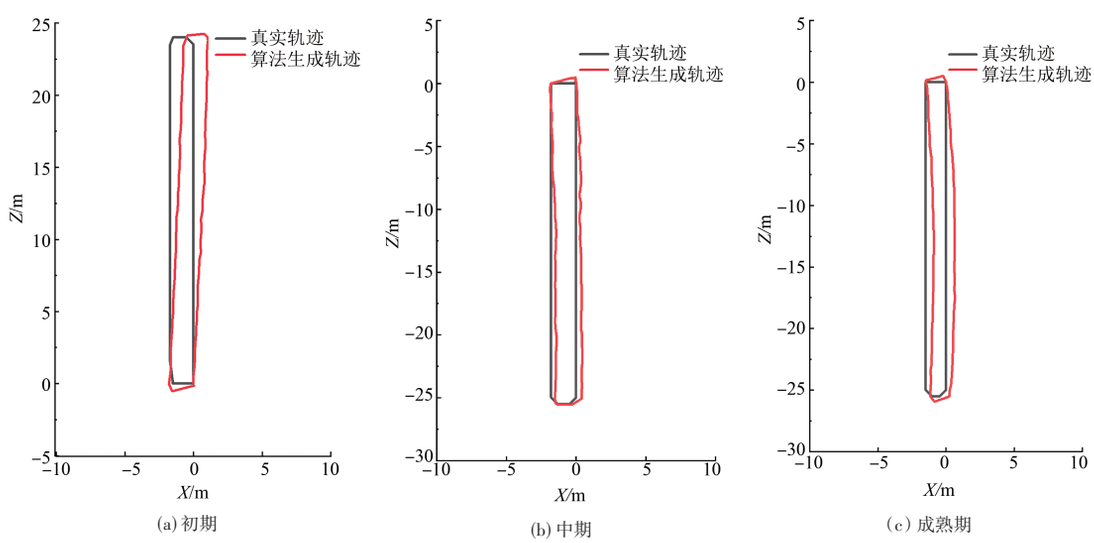


图12　不同辣椒生长时期算法生成轨迹与实际轨迹对比

Fig. 12　Comparison of algorithm-generated trajectories and actual trajectories for different pepper growth periods

3　结论

（1）针对温室移动机器人定位技术存在的问题，提出了基于深度相机的ORB-SLAM2的温室定位方法。实机测试试验表明该方法在温室不同环境内有着良好的建图效果以及较高的定位精度。

（2）在辣椒生长初期、中期、成熟期3种不同长势环境下都有着良好的特征点匹配效果，且分别能获取501、536、943个关键帧，生成210 64、260 66、367 42个点云，具有较好的建图效果。同时每帧图像处理的时间为0.033 s和0.034 s，与采集视频数据集的频率一致，算法的实时性良好。

（3）定位试验结果表明，X轴均方根误差分别为0.686 2、0.355 0、0.492 5 m，平均绝对误差分别为0.588 3、0.293 7、0.455 4 m；Z轴均方根误差为0.149 7、0.071 8、0.368 6 m，平均绝对误差分别为0.098 6、0.046 4、0.282 5 m，算法轨迹与真实轨迹基本契合。

参　考　文　献

[1]　孙国祥，黄银锋，汪小昱，等. 基于LIO-SAM建图和激光视觉融合定位的温室自主行走系统[J]. 农业工程学报，2024，40(3)：

227 - 239.
SUN Guoxiang, HUANG Yinfeng, WANG Xiaochan, et al. Autonomous navigation system in a greenhouse using LIO-SAM mapping and laser viosion fusion localization[J]. Transations of the CSAE, 2024, 40(3): 227 - 239. (in Chinese)
[2] 杨婧暄. 我国农业大棚现状及未来发展趋势[J]. 种子科技, 2023, 41(14): 142 - 144.
[3] 毕松, 张国轩, 李志军, 等. 基于测距值修正的温室植保机器人定位方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 347 - 358.
BI Song, ZANG Guoxuan, LI Zhijun, et al. Positioning method of greenhouse plant protection robot based on distance measurement value correction[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 347 - 385. (in Chinese)
[4] 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)
[5] 高国琴, 李明. 基于K-means算法的温室移动机器人导航路径识别[J]. 农业工程学报, 2014, 30(7): 25 - 33.
GAO Guoqin, LI Ming. Navigating path recognition for greenhouse mobile robot based on K-means algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(7): 25 - 33. (in Chinese)
[6] OIKAWA Y, OHYA A, YOROZU A. Pre-planning of trajectory and orbiting around greenhouses to shorten operation time for fruit-set-reagent spraying robot[C]//2024 10th International Conference on Mechatronics and Robotics Engineering (ICMRE). IEEE, 2024: 105 - 109.
[7] 袁挺, 任永新, 李伟, 等. 基于光照色彩稳定性分析的温室机器人导航信息获取[J]. 农业机械学报, 2012, 43(10): 161 - 166.
YUAN Ting, REN Yongxin, LI Wei, et al. Navigation information acquisition based on illumination chromaticity stability analysis for greenhouse robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(1): 161 - 166. (in Chinese)
[8] 贾士伟, 李军民, 邱权, 等. 基于激光测距仪的温室机器人道路边缘检测与路径导航[J]. 农业工程学报, 2015, 31(13): 39 - 45.
JIA Shiwei, LI Junmin, QIU Quan, et al. New corridor edge detection and navigation for greenhouse mobile robots based on laser scanner [J]. Transactions of the CSAE, 2015, 32(13): 39 - 45. (in Chinese)
[9] 侯加林, 蒲文洋, 李天华, 等. 双激光雷达温室运输机器人导航系统研制[J]. 农业工程学报, 2020, 36(14): 80 - 88.
HOU Jialin, PU Wenyang, LI Tianhua, et al. Development of dual-LiDAR navigation system for greenhouse transportation robot[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(14): 80 - 88. (in Chinese)
[10] 吴雄伟, 周云成, 刘峻渟, 等. 面向温室移动机器人的无监督视觉里程估计方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(10): 163 - 174.
WU Xiongwei, ZHOU Yuncheng, LIU Junting, et al. Unsupervised visual odometry method for greenhouse mobile robots [J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(10): 163 - 174. (in Chinese)
[11] TAN H, ZHAO X, ZHAI C, et al. Design and experiments with a SLAM system for low-density canopy environments in greenhouses based on an improved Cartographer framework[J]. Frontiers in Plant Science, 2024, 15: 1276799.
[12] YUN S, TING W, SHILIANG S, et al. GR-LOAM: LiDAR-based sensor fusion SLAM for ground robots on complex terrain [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2021, 140(5): 103759.
[13] CHEN Mingyou, TANG Yunchao, ZOU Xiangjun, et al. 3D global mapping of large-scale unstructured orchard integrating eye in-hand stereo vision and SLAM[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 187: 106237.
[14] 何坚, 刘新远. RGB-D和惯性传感器融合的地面障碍物检测技术[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2022, 34(2): 254 - 263.
HE Jian, LIU Xinyuan. Ground obstacle detection technology based on fusion of RGB-D and inertial sensors[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2022, 34(2): 254 - 263. (in Chinese)
[15] 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.
[16] 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.
[17] 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)
[18] 陈伟, 巫帅达, 田子建, 等. 基于ORB-SLAM3视觉与惯导融合的煤矿机器人定位算法研究[J/OL]. 煤炭科学技术, 1 - 12[2024-08-30]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.202403.25.1213.002.html.
CHEN Wei, WU Shuaida, TIAN Zijian, et al. Research on coal mine robot positioning algorithm based on the integration of ORB-SLAM3 vision and inertial navigation[J/OL]. Coal Science and Technology, 1 - 12[2024-08-30]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.202403.25.1213.002.html. (in Chinese)
[19] 张洪, 于源卓, 邱晓天. 基于改进关键帧选择的ORB-SLAM2算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(1): 45 - 52.
ZHANG Hong, YU Yuanzhou, QIU Xiaotian. ORB-SLAM2 algorithm based on improved key frame selection[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(1): 45 - 52. (in Chinese)
[20] 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.
HAN Yanfeng, TANG Chaochao, XIAO Ke. RGB-D dense map construction based on improved ORB-SLAM2 algorithm[J]. Journal of Hunan University(Natural Sciences), 2023, 50(2): 52 - 62. (in Chinese)

(下转第345页)

[25] MERZLYAK M N, SOLOVCHENKO A E, GITELSON A A. Reflectance spectral features and non-destructive estimation of chlorophyll, carotenoid and anthocyanin content in apple fruit[J]. Postharvest Biology and Technology, 2003, 27(2): 197 - 211.

[26] GUO Z, WANG M, AGYEKUM A A, et al. Quantitative detection of apple watercore and soluble solids content by near infrared transmittance spectroscopy[J]. Journal of Food Engineering, 2020, 279: 109955.

[27] ZHANG D Y, XU Y F, HUANG W Q, et al. Nondestructive measurement of soluble solids content in apple using near infrared hyperspectral imaging coupled with wavelength selection algorithm[J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 98: 297 - 304.

[28] YUN Y H, LI H D, DENG B C, et al. An overview of variable selection methods in multivariate analysis of near-infrared spectra[J]. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 2019, 113: 102 - 115.

[29] LIU D, SUN D W, ZENG X A. Recent advances in wavelength selection techniques for hyperspectral image processing in the food industry[J]. Food and Bioprocess Technology, 2014, 7(2): 307 - 323.

[30] JAMSHIDI M, HAMDAMI N, DOKHANI S, et al. Single- and multi-objective optimization of low fat icecream formulation, based on genetic algorithms[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2012, 14(6): 1285 - 1296.

[31] FU X P, YING Y B. Food safety evaluation based on near infrared spectroscopy and imaging: a review[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2016, 56(11): 1913 - 1924.

(上接第324页)

[21] 张阳, 李海森, 马礼, 等. 基于ORB-SLAM2算法的水下机器人实时定位研究[J]. 测绘通报, 2019(12): 1 - 7.
ZHANG Yang, LI Haiseng, MA Li, et al. Research on real-time positioning of underwater robot based on ORB-SLAM2 algorithm[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(12): 1 - 7. (in Chinese)

[22] 刘庆运,杨华阳,刘涛,等.基于激光雷达与深度相机融合的SLAM算法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(11): 29 - 38.
LIU Qingyun, YANG Huayang, LIU Tao, et al. SLAM algorithm based on fusion of LiDAR and depth camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 29 - 38. (in Chinese)

[23] 邓晨, 李宏伟, 张斌, 等. 基于深度学习的语义SLAM关键帧图像处理[J]. 测绘学报, 2021, 50(11): 1605 - 1616.
DENG Chen, LI Hongwei, ZHANG Bin, et al. Research on key frame image processing of semantic SLAM based on deep learnig[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2021, 50(11): 1605 - 1616. (in Chinese)

[24] 赵薇, 王峰, 马星宇, 等. 基于动态区域剔除与稠密地图构建的视觉SLAM算法[J/OL]. 兵工学报, 1 - 11[2024-08-31]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2176.tj.20240726.1235.0002.html.
ZHAO Wei, WANG Feng, MA Xingyu, et al. Visual SLAM algorithm based on dynamic regionculling and dense map construction[J/OL]. Acta Armamentarii, 1 - 11[2024-08-31]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2176.tj.20240726.1235.0002.html. (in Chinese)

[25] 张晨阳, 杨健. 一种自适应点线特征和IMU耦合的视觉SLAM方法[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版), 1 - 19[2024-08-31]. http://doi.org/10.13203/j.whugis20230347.html.
ZHANG Chenyang, YANG Jian. A visual SLAM method coupled with adaptive point-line features and IMU[J/OL]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 1 - 19[2024-08-31]. http://doi.org/10.13203/j.whugis20230347.html. (in Chinese)

[26] 齐咏生, 宋继鹏, 刘利强, 等. 基于点线特征融合的延迟边缘化视觉惯性SLAM方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(12): 373 - 382.
QI Yongsheng, SONG Jipeng, LIU Liqiang, et al. Delayed marginalized visual inertial SLAM method based on point-line feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 373 - 382. (in Chinese)