

基于自适应阈值 ORB 特征提取的果园双目稠密地图构建

薛金林 褚阳阳 宋悦 温瑜 张田煜

(南京农业大学工学院, 南京 210031)

摘要: 针对果园阴暗光照条件下图像特征点匹配数量少、易丢失以及点云稀疏问题,对 ORB-SLAM2 算法进行了改进,提出了基于自适应阈值 ORB 特征点提取的果园双目三维地图稠密建图算法。首先在跟踪线程中提出一种自适应阈值的 FAST 角点提取方法,通过计算不同光照下图像平均像素求解阈值,对左右目图像提取 ORB 特征,增加了不同光照条件下的特征点匹配数量;然后根据特征点估计相机位姿完成局部地图跟踪,对跟踪线程产生的关键帧地图点进行 BA 优化完成局部地图构建。在原有算法基础上添加了基于 ZED-stereo 型相机双目深度融合的稠密建图模块,对左右目关键帧进行特征匹配获得图像对,利用图像对求解深度信息获取地图点,经过深度优化获取相机位姿,根据相机位姿进行局部点云的构建与拼接,最终对获得的点云地图进行全局 BA 优化,构建果园三维稠密地图。在 KITTI 数据集序列上进行测试,本文所改进的 ORB-SLAM2 算法的绝对轨迹误差更加收敛,轨迹误差标准差在 00 和 07 序列分别下降 60.5% 和 62.6%,在其他序列上也有不同程度下降,表明本文算法定位精度较原始算法有所提高。不同光照环境下进行算法性能测试,结果表明本文算法较原始算法能更好地适应不同光照条件,在较强光照、正常光照、偏弱光照和阴雨天气下特征点平均匹配数量增加 5.32%、4.53%、8.93%、12.91%。进行果园直线和稠密建图试验,结果表明直线行驶偏航角更加收敛,定位精确度高,关键帧提取数量较原始算法下降 2.86%、平均跟踪时间减少 39.3%;稠密建图效果好,能够很好地反映机器人位姿和果园真实环境信息,满足果园三维稠密点云地图构建需求,可为果园机器人导航路径规划提供支持。

关键词: 果园; 稠密建图; 自适应阈值; 特征提取; ORB-SLAM2; 双目相机

中图分类号: S232.3; TP242.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2024)06-0042-10

OSID:



Construction of Binocular Dense Map of Orchard Based on Adaptive Threshold ORB Feature Extraction

XUE Jinlin CHU Yangyang SONG Yue WEN Yu ZHANG Tianyu

(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: To address the challenges of limited feature point matching, vulnerability to loss, and sparse point cloud in dark lighting conditions in orchards, the ORB-SLAM2 was improved by proposing an adaptive threshold-based algorithm for dense construction of binocular 3D orchard maps. Firstly, a FAST corner extraction method with adaptable threshold values was introduced in the tracking thread, and ORB features were extracted from left and right eye images by calculating the average pixel solution threshold across images captured under different lighting conditions, which effectively enhanced the number of feature point matches under different lighting conditions. Subsequently, local map tracking was performed based on camera pose estimation by using feature points and accomplished local map construction through bundle adjustment optimization of key frame map points derived from the tracking thread. Based on the original algorithm, a dense mapping module was incorporated by utilizing ZED-stereo binocular deep fusion to acquire image pairs through feature matching of key frames from the left and right eyes. Depth information was obtained by solving the image pairs, camera pose was determined via depth optimization, and local point clouds were constructed and stitched together based on the camera pose. Finally, global BA optimization was applied to refine the resulting point cloud map, enabling the construction of a three-

收稿日期: 2023-11-06 修回日期: 2023-12-18

基金项目: 江苏省现代农机装备与技术示范推广项目(NJ2023-13)、南京市现代农机装备与技术创新示范项目(NJ[2022]07)和江苏省研究生科研与实践创新计划项目(KYCX22_0717)

作者简介: 薛金林(1974—),男,教授,博士,主要从事农业车辆测控和智能化研究,E-mail: xuejinlin@njau.edu.cn

dimensional dense map of an orchard. The improved ORB – SLAM2 algorithm demonstrated enhanced convergence in terms of absolute trajectory error when evaluated on the KITTI data set sequence. Specifically, the standard deviation of trajectory error was decreased by 60.5% and 62.6% in sequences 00 and 07, respectively, while also exhibiting varying degrees of improvement in other sequences. These results indicated a notable enhancement in positioning accuracy compared with the original algorithm. The results demonstrated that in comparison with the original algorithm, the proposed algorithm exhibited excellent adaptability to diverse lighting conditions. Specifically, it achieved an average increase of 5.32%, 4.53%, 8.93% and 12.91% in feature point matching under strong light, normal light, dark light, and rainy day respectively. The results demonstrated that the yaw angle exhibited enhanced convergence, resulting in higher positioning accuracy. Moreover, the proposed algorithm reduced the number of extracted key frames by 2.86% and decreased average tracking time by 39.3% compared with the original approach. Additionally, it achieved a favorable dense mapping effect, accurately reflecting both robot pose and real environmental information within the orchard. Consequently, this method satisfied the requirements for constructing a 3D dense point cloud map of an orchard and provided essential support for realizing navigation path planning for orchard robots.

Key words: orchard; dense mapping; adaptive threshold; feature extraction; ORB – SLAM2; binocular camera

0 引言

路径规划是果园机器人自主导航重要环节之一,而同时定位与地图构建(Simultaneous localization and mapping, SLAM)^[1]能够实现在未知环境的结构重建,进而能够满足果园机器人的定位、路径规划、避障等需求,已被广泛应用在果园机器人的自主导航中。目前建图中常用的传感器有激光雷达^[2-5]、各类相机^[6-8]以及多传感器融合^[9-10]等。

在建图方面,薛金林等^[3]提出了改进 Gmapping 的果园二维地图精准构建算法,通过改进 R – GPF 实现地面点云快速分割和 BAT 启发式自适应重采样算法获得定位信息,为重定位、导航等提供了保障。CHEN 等^[7]提出了一种基于动态立体匹配算法的手眼立体视觉建图系统,建立复杂果园全局地图以适应果园采摘任务要求。LIU 等^[8]提出了一种 ORB – SLAM3 和激光雷达融合果园重建算法估计机器人姿态,并结合 YOLO v5 识别 RGB 图像中的苹果,实现非结构化自然环境中的苹果实时定位检测。在建图所用传感器中,相机因其价格低、灵活、实时和导航精度高等优点而被广泛应用^[11]。

目前常见的视觉 SLAM 算法有 MonoSLAM(单目)^[12]、ORB – SLAM(单目为主)^[13]、SVO(单目)^[14]、DTAM(RGBD)^[15]、RTAB – MAP(双目和 RGBD)^[16]等,其中 ORB – SLAM 是常用视觉建图算法,该算法中 ORB 特征提取相较于 SURF、SIFT 等算法速度提升明显,除此之外 ORB – SLAM 算法的 ORB 字典的应用对回环检测减少累计误差发挥了重要作用,但是该算法以单目相机为主,双目运行效果较差。而 ORB – SLAM2^[17]算法,支持双目和

RGBD 相机,集定位、建图、闭环等功能于一体,可以实现大场景下地图构建,得到广泛应用。

董蕊芳等^[18]融合环境 3D、2D 占据特征及路标位置等信息,提出基于 ORB – SLAM2 的多图层地图定位导航,实现了森林公园的路径规划。LI 等^[19]根据 ORB – SLAM2 提出实现语义立体 V – SLAM 算法,消除环境中运动物体的影响,提高运动轨迹计算的精确性。虽然 ORB – SLAM2 算法被广泛应用在各个领域,但是所生成的点云稀疏,且在阴暗光照条件下特征无法很好匹配且产生跟踪丢失,无法满足果园行间路径规划需求,针对 ORB – SLAM2 点云地图稀疏问题,丛佩超等^[6]使用 RGBD 在原有算法基础上对局部点云进行了拼接与体素滤波,实现了该算法在果园三维稠密地图构建上的应用,但仍未解决阴暗光照下特征提取丢失等问题。

针对上述问题,本文设计一种基于自适应阈值 ORB 特征提取的 ORB – SLAM2 算法,阈值根据不同光照进行调整,解决阴暗光线下特征跟踪丢失问题,增加阴暗弱光条件下特征点的提取数量,且添加基于双目深度图融合的稠密点云构建模块,以提升复杂果园环境下三维地图构建质量。

1 果园视觉建图与定位方法

1.1 算法框架与整体流程

传统 ORB – SLAM2 包括跟踪、局部建图和回环检测 3 个线程^[20],在跟踪线程中优化特征点提取方式,提出自适应阈值 FAST 角点提取,增加阴暗光照条件下特征点匹配数量。为满足果园导航需求,本文在原有 3 个线程的基础上增加稠密建图线程,如图 1 所示,整个流程分为双目相机获取图像、特征点

ω_i ——测量噪声
 y_i ——被观测的果树点 i 位置信息
 $z_{i,i}$ ——在 x_i 位置, 相机对果树点 i 的观测数据
 $\vartheta_{i,i}$ ——观测噪声
 $g、h$ ——相机运动函数和观测函数模型

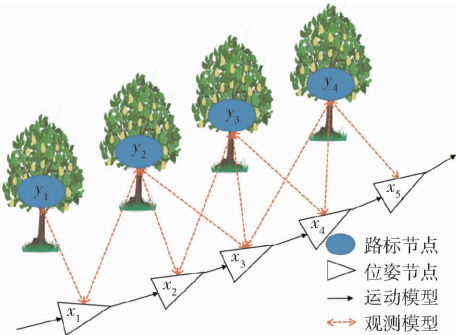


图 4 果园环境下相机运动状态
Fig.4 Motion of camera in orchard

2 基于改进 ORB – SLAM2 的果园稠密建图

2.1 特征点提取与双目匹配

ORB(Oriented FAST and rotated BRIEF)的特征点包括关键点和描述子两部分^[22], 其关键点为改进的 FAST^[23]角点, 传统 FAST 关键点提取流程为^[24]: 选取图像中像素点 $P(x_0, y_0)$, 其像素值为 $I(x_0, y_0)$, 并设置一个阈值 T , 其大小为 $0.2I(x_0, y_0)$; 以点 P 为圆心, 选择半径 r 的圆边上的 16 个点, 如图 5 所示, 若这 16 个像素点中有连续 12 个点满足

$$|I(x_i, y_i) - I(x_0, y_0)| > T \quad (5)$$

式中 $I(x_i, y_i)$ ——点 (x_i, y_i) 处的像素值
则认为该像素点为关键点。



图 5 传统 ORB 特征点提取
Fig.5 Traditional ORB feature point extraction

根据上述分析, 阈值 T 可以看作是点 P 与其邻域内点的对比关系, T 越大, 则点 P 周围点在 $[I(x_0, y_0) - T, I(x_0, y_0) + T]$ 内概率越高, 即特征点数量越少, 反之 T 越小, 特征点数量越多。果园环境易受树叶遮挡, 光线变化多端, 在光线较弱的环境中, 点 P 与其周围点像素差距很小, 特征点数量会急剧减少, 不利于果园地图构建与导航^[25], 对于光线变化十分复杂的环境, 特征点匹配过程会增加计算量而降低系统效率。因此, 本文设计一种自适应阈值

FAST 角点提取方法, 阈值可以根据图像的总像素变化情况而改变, 首先获取图像的像素均值, 然后各点灰度与整体均值进行比较, 每幅图像像素对比关系即新阈值 T' 计算公式为

$$T' = \mu \sqrt{\frac{1}{HW} \sum_{i,j} (I(x_i, y_j) - \bar{I})^2} \quad (6)$$

其中
$$\bar{I} = \frac{1}{HW} \sum_{i,j} I(x_i, y_j) \quad (7)$$

式中 μ ——比例系数, 取 $0 \sim 1$
 $H、W$ ——图像高度、宽度
 $\bar{I}$ ——该图像所有点的像素均值

由式(6)可知, 该阈值是通过求解图像像素标准差获得, 在进行特征点提取时, 阴暗光照条件导致图像整体像素标准差偏小, 所求解的阈值偏小, 因此获得较多特征点; 若光照过强, 则采用比例系数降低该阈值以获得足够的特征点, 初步设定比例系数 $\mu = 1$ 和目标特征点数量, 遍历所有图像帧, 若特征点数量未达到目标值, 则以步长 0.05 减小 μ , 直到达到目标值或 $\mu = 0$ 。保留响应值较大的特征点, 完成对特征点的筛选, 然后采用高斯金字塔和灰度质心法计算关键点的尺度和方向。

增大图像像素尺寸可以增加特征点检测数量, 多尺度图像进行融合可以获得更多的特征点数量, 因此对同一图像按照等比例逐层进行扩大和缩放, 获得不同分辨率的图像, 构建图像高斯金字塔, 如图 6 所示, 在特征匹配过程中, 通过匹配不同层上的图像, 实现尺度不变特性。

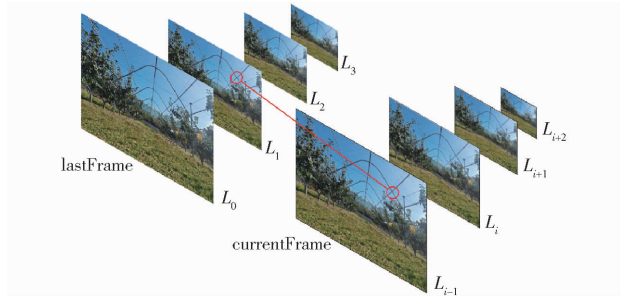


图 6 高斯图像金字塔
Fig.6 Gaussian image pyramid

假设 L_0 层图像尺寸为 $H \times W$, 则第 L_i 层图像特征点数量为

$$N_i = \frac{N(1 - \alpha^2)}{1 - \alpha^{2n}} \alpha^{2i} \quad (8)$$

式中 α ——缩放因子
 N_i ——第 L_i 层特征点数量

对获得的左右双目图像进行特征点匹配, 通过计算左右目视差估计特征点深度(图 7), 先对右目特征点逐行统计; 对于左目图像特征点, 根据描述子距离和金字塔层级判断匹配, 在右目图像对应带状

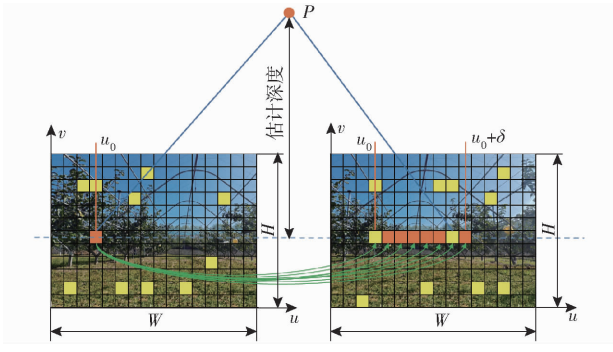


图7 双目匹配示意图

Fig. 7 Diagram of binocular matching

区域内 $[\min U_R, \max U_R]$ 搜索,完成粗匹配;对粗匹配获得的匹配点对,以左目特征点为中心获得宽度为 W 的矩形块,在右目图像中以同样大小建立滑动窗口,通过模块匹配算法计算左右目图像相似度,进而完成精匹配;进行亚像素插值,拟合最佳匹配点与匹配点两侧坐标点曲线;记录右目匹配点和深度信息,对于离群点进行删除。模块匹配算法计算式为

$$SAD(x, y, l) =$$

$$\sum_{i=-\frac{W}{2}}^{\frac{W}{2}} \sum_{j=-\frac{W}{2}}^{\frac{W}{2}} |I_L(x+i, y+j) - I_R(x+i+l, y+j)| \quad (9)$$

2.2 关键帧提取与位姿估计优化

关键帧的选择对整个建图至关重要,因为其不仅保存二维图像特征点而且会保存三维地图点信息。关键帧选择要在保证稠密建图需求的同时尽可能地减少局部计算量,跟踪线程会产生关键帧并将其传送给局部建图线程,遍历当前帧地图点,基于该地图点观测重新构造共视图,获取与其他关键帧的共视程度并且将超过阈值的按照共视权重进行排序,保存这些关键帧构成的生成树,调整关键帧共视阈值,剔除共视程度相对较低的关键帧,使跟踪检测产生的优质关键帧全部用于稠密建图。

由于相机标定和追踪存在误差,在三维重建和不同关键帧间的位姿估计中产生较大累计误差,影响整体建图精度,因此需要进行优化。优化分为局部优化和全局优化。局部优化时,优化当前关键帧的一级共视关键帧位姿和局部地图点位姿。

全局优化过程中,除第1个关键帧外,其他所有关键帧和三维地图点均参与优化^[26]。在相机初始化时,利用对极约束求解相机的运动,对于空间点 $P_1(X_1, Y_1, Z_1, 1)$,根据相机针孔模型得到 P_1 在左右成像平面上的投影点为

$$\begin{cases} s_1 p_1 = K P_1 \\ s_2 p_2 = K(R P_1 + k) \end{cases} \quad (10)$$

式中 s_1, s_2 ——点 P_1 在相机坐标系下的深度

p_1, p_2 ——点 P_1 在图像中的像素位置

K ——相机内参矩阵

完成特征点提取与匹配,根据特征点估计相机位姿,获得双目图像深度信息,使用非线性最小化投影误差对相机的位姿进行估计,即求解相机旋转矩阵 R 与平移向量 k 。本文通过最小化投影误差求解最佳相机位姿。

对于空间中 n 个点,齐次坐标为 $P_i(X_i, Y_i, Z_i, 1)$,在图像 I_1, I_2 上对应的齐次坐标分别为 $p_1(u_1, v_1, 1), p_2'(u_2', v_2', 1)$,由于误差的存在,在 I_2 上的观测值为 $p_2(u_2, v_2, 1)$,如图8所示,该空间点在图像中理想重投影满足关系

$$s_2 u_2 = K \Sigma(\xi^\wedge) P_i \quad (11)$$

式中 $\Sigma(\xi^\wedge)$ ——相机由图像 I_1 到 I_2 位姿变换矩阵

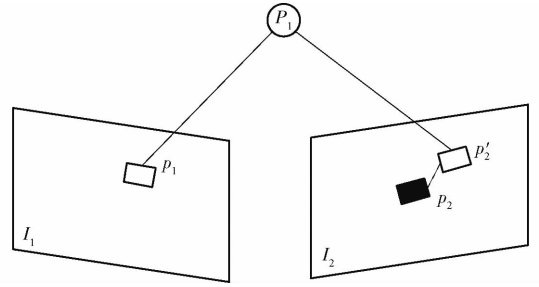


图8 重投影误差示意图

Fig. 8 Diagram of reprojection error

由于相机位姿未知,加上观测点存在噪声,使得在求解时存在误差,其值为

$$e_{21} = u_2 - \frac{1}{s_2} K \Sigma(\xi^\wedge) P_i \quad (12)$$

对于空间中所有特征点,其误差最小二乘计算公式为

$$\xi^* = \arg \min_{\xi} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left\| x_i - \frac{1}{s_i} K k P_i \right\|_2^2 \quad (13)$$

为了求解最佳相机位姿,需要使得重投影误差最小。

相机坐标系下点 P_i 的坐标为 P_i' ,取前三维坐标,根据坐标变换关系和链式法则,求解误差相对于位姿的雅可比矩阵,得到

$$\frac{\partial e_{ij}}{\partial \delta \xi_i} = \begin{bmatrix} \frac{f_x}{Z_i'} & 0 & -\frac{f_x X_i'}{Z_i'^2} & -\frac{f_x X_i' Y_i'}{Z_i'^2} & f_x + \frac{f_x X_i'^2}{Z_i'^2} & -\frac{f_x Y_i'}{Z_i'^2} \\ 0 & \frac{f_y}{Z_i'} & -\frac{f_y Y_i'}{Z_i'^2} & -f_y - \frac{f_y Y_i'^2}{Z_i'^2} & \frac{f_y X_i' Y_i'}{Z_i'^2} & \frac{f_y X_i'}{Z_i'} \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中

$$\begin{cases} f_x = \frac{f}{dx} \\ f_y = \frac{f}{dy} \end{cases} \quad (15)$$

同理优化特征点的空间位置,有

$$\frac{\partial e_{ij}}{\partial \mathbf{P}_i} = - \begin{bmatrix} \frac{f_x}{Z'_i} & 0 & -\frac{f_x X'_i}{Z'^2_i} \\ 0 & \frac{f_y}{Z'_i} & -\frac{f_x Y'_i}{Z'^2_i} \end{bmatrix} \mathbf{R} \quad (16)$$

2.3 果园三维稠密地图构建

在 ORB-SLAM2 原有 3 个线程基础上增加双目稠密建图线程,解决点云稀疏问题,满足后续果园机器人导航需求。稠密建图的基本流程(图 9)为:首先对左右目图像关键帧进行匹配获得立体图像对;根据匹配程度和视差选择全局视角,通过立体图像对计算深度信息并进行深度融合获取地图节点;然后对立体图像对进行深度优化获取相机位姿,将相机位姿关联到地图节点;通过对地图节点等进行滤波、拼接等处理生成局部三维地图点云;最后进行全局地图更新。

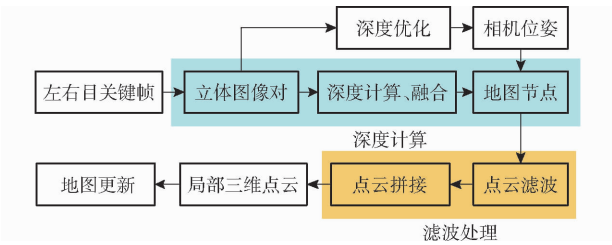


图 9 基于深度图融合的果园稠密点云构建流程

Fig. 9 Construction process of orchard dense point cloud based on depth map fusion

在选择全局视角时,要求图像内容尽可能相似,即拥有更多的共同特征点,对于视图 I_0 ,对其邻域候选图像集合 $N = \{I_0, I_1, I_2, \dots, I_N\}$ 中的每一帧进行评价,评价方法为

$$g_l(I_0) = \sum_Q \omega_N(Q) \omega_s(Q) \quad (17)$$

式中 $g_l(I_0)$ ——视图 I_0 在候选图像集合中的特征共视评价分数
 Q ——2 幅图像的共视地图点

ω_N ——2 幅图像视差描述因子
 ω_s ——2 幅图像在共视点 Q 处的分辨率相似性

在进行果园稠密建图时,除了进行双目特征匹配外,还要对获取到的局部点云进行拼接处理,该过程包括点云滤波、匹配、加权、剔除噪点等。

将地图点转换为点云坐标,默认相机初始位置为世界坐标原点,获取到的深度图转换为点云的计算过程为

$$\begin{cases} X_w = \frac{Z_c(u - u_0)}{f_x} \\ Y_w = \frac{Z_c(v - v_0)}{f_y} \\ Z_w = Z_c \end{cases} \quad (18)$$

通过迭代最近点 (Iterative closest point, ICP) 对点云进行配准,对于源点云 $\mathbf{p}_i \in \{\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_N\}$,求解其到固定的目标点云 $\mathbf{q}_i \in \{\mathbf{q}_0, \mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_M\}$ 组成曲面的距离,对每个点 $\mathbf{p}_i(x_i, y_i, z_i, 1)$ 寻找距其最近的点 $\mathbf{q}_j(x_j, y_j, z_j, 1)$,计算最小距离

$$E(\mathbf{R}, \mathbf{k}) = \arg \min_{\mathbf{R}, \mathbf{k}} \frac{1}{n} \sum \| \mathbf{R} \mathbf{p}_i + \mathbf{k} - \mathbf{q}_i \|^2 \quad (19)$$

由于旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 与欧拉角有关,平移向量与三维坐标有关,通过最小二乘对相机旋转和平移进行求解,通过迭代计算其收敛性,完成点云配准。

3 果园稠密建图试验

为验证本文算法的有效性,将试验分为数据集仿真、算法性能试验和果园环境稠密地图构建试验 3 部分,仿真试验选择 KITTI 官方 odometry 数据集进行验证,通过 EVO 测评工具对本文算法和原始算法获得的位姿信息进行比较。果园试验所用计算机为搭载 Ubuntu 18.04 操作系统的 NVIDIA 官方 Jetson Xavier 开发板套件,采用的相机为 ZED-stereo 型双目立体相机,相较于 RGBD,该相机能够很好地应用于室外环境,具有距离远、实时性强、分辨率高等优点,其外部参数如表 1 所示,对相机标定后获取的内部参数如表 2 所示。

表 1 相机外部参数

Tab. 1 External parameters of binocular camera

参数	外形尺寸/(mm × mm × mm)	深度/m	视场角/(°)	数据速率/Hz	光圈/F
数值	175.25 × 30.25 × 43.10	0.2 ~ 20	110(H) × 70(V) × 120(D)	360	1.8

3.1 数据集测试

利用 KITTI 官方 odometry 中的 grayscale 数据集 00-10 序列对原始 ORB-SLAM2 算法和本文改进的算法进行测试,通过 EVO 对 2 种算法的运行轨迹

等结果进行评估,比较真实位姿和估计位姿,并计算绝对轨迹误差 (APE) 均值、最大值和最小值等,图 10~12 为 00 序列测试结果,不同序列误差标准差如表 3 所示。

表 2 相机内部参数
Tab.2 Intrinsic of binocular camera

参数	左相机	右相机
内参矩阵	$\begin{bmatrix} 1\,035.78 & 0 & 975.13 \\ 0 & 1\,035.17 & 539.65 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1\,035.36 & 0 & 980.80 \\ 0 & 1\,035.52 & 540.28 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
畸变参数	$k_1 = -0.028\,6, k_2 = 0.013\,2, p_1 = p_2 = 0$	$k_1 = -0.030\,6, k_2 = 0.021\,0, p_1 = p_2 = 0$
重投影平均误差	0.421 9	0.409 5
旋转矩阵	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0.006 \\ 0 & 1 & 0.001 \\ -0.000\,5 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	
平移向量	$[-119.486 \quad 0.030 \quad -0.464]$	

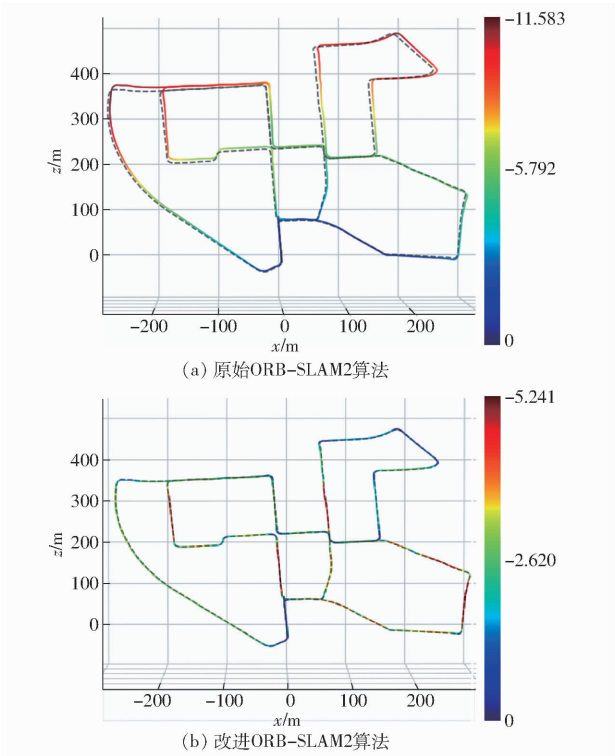


图 10 轨迹误差地图
Fig.10 Error mapped onto trajectory

通过图 10 ~ 12 和表 3 可知,本文改进的 ORB - SLAM2 算法较原始算法绝对轨迹误差更加收敛,其中在 KITTI 数据集 00 和 07 序列绝对轨迹误差标准差分别下降 60.5% 和 62.6%,在其他序列分别不同程度下降,表明本文改进算法相较原始算法定位精度有所提高。

3.2 果园行间稠密建图试验

为进一步验证本文算法的基本性能和果园行间稠密建图的有效性,选择在南京农业大学浦口校区内进行模拟试验和江苏省农业科学院梨园内进行果园实地试验,梨园主要树型为 Y 型棚架,行距 6 m、株距 1.5 m(含棚架),选择不同光照条件进行直线定位、特征点匹配测试,并进行果园稠密地图构建试验。

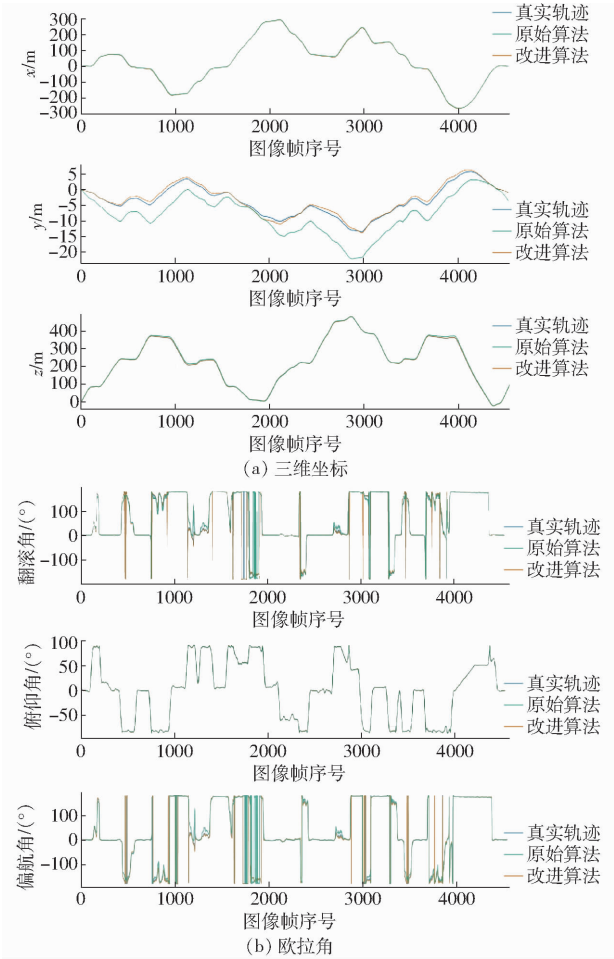


图 11 估计位姿和真实位姿比较
Fig.11 Comparison of estimated pose and true pose

3.2.1 光照测试

选择较强光照、正常光照、偏弱光照和阴雨天气验证本文算法在不同光条件下的性能,选取 20 个采样点,分别获取不同场景下匹配特征点数量,测试结果如图 13、14 和表 4 所示。在 4 种不同光照条件下,本文所改进算法较原始算法,特征点匹配数量平均分别增加 5.32%、4.53%、8.93%、12.91%,表明不同光照时都有一定程度的增加,在光线较暗条件下增加尤为明显,说明该算法较原始算法有更好的光照适应性。

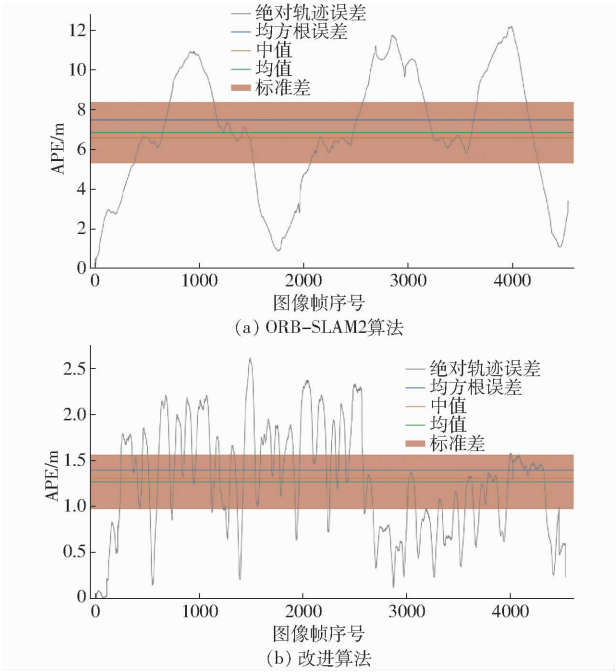


图 12 绝对误差
Fig. 12 The absolute error

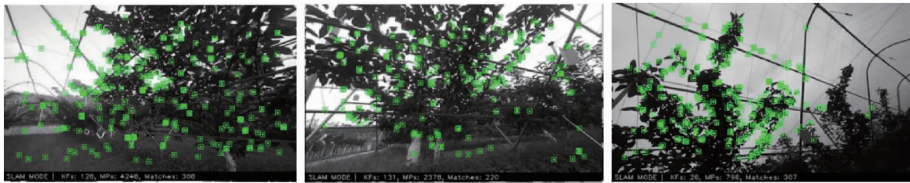


图 13 特征点匹配效果(部分)
Fig. 13 Feature point matching

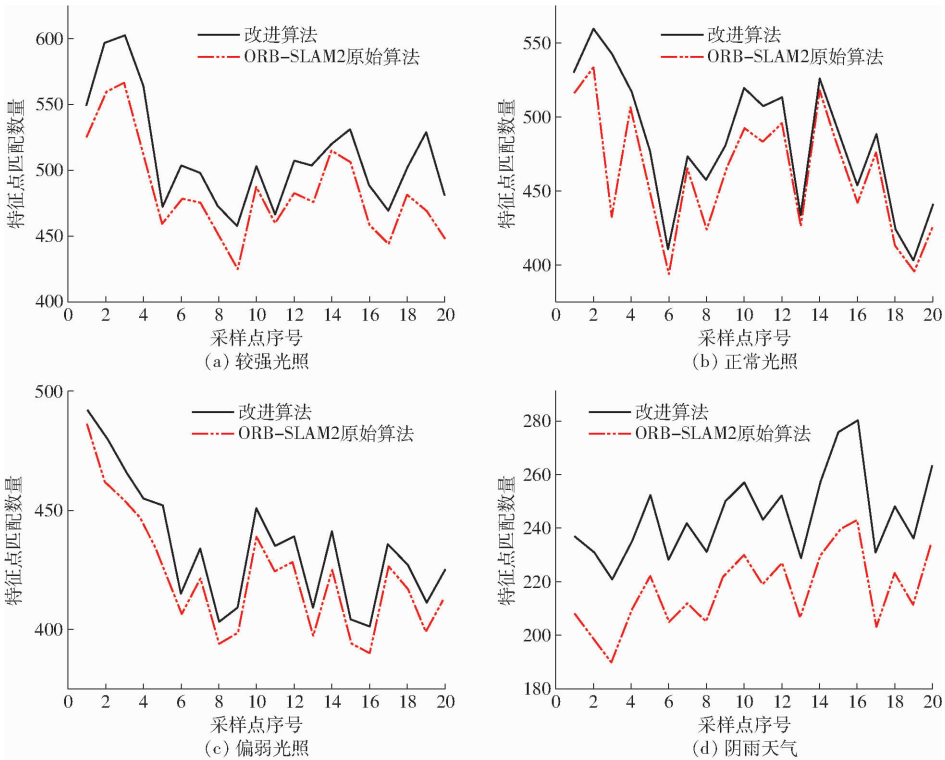


图 14 不同光照条件下特征点匹配数量
Fig. 14 Number of feature points matching under different lighting conditions

表 3 绝对轨迹误差标准差
Tab.3 Standard deviation of APE m

算法	序列					
	00	01	07	08	09	10
ORB-SLAM2	2.92	15.16	1.58	3.01	4.38	2.93
改进算法	1.17	11.62	0.59	2.20	3.77	2.55

选取果园内某一行进行直线行驶试验,使机器人在果树行中间匀速行驶,获取行驶过程中相机位姿等信息,并与原始算法进行对比,结果如图 15、16 所示。

根据图 16b 可知,本文改进算法相较于原始算法偏航角更加收敛,表明机器人位姿更加稳定,本文算法更能反映机器人真实位姿。记录行驶过程中关键帧匹配数量和平均跟踪时间如表 5 所示,结果表明,本文改进算法关键帧提取数量较原始算法下降 2.86%,平均跟踪时间减少 39.3%。

3.2.2 稠密地图构建

分别进行模拟果园环境试验、果园行间实地建

表 4 特征点匹配数量

算法	较强光照	正常光照	偏弱光照	阴雨天气
ORB-SLAM2	485.20	461.30	399.30	216.85
改进算法	511.00	482.25	434.95	244.85
特征点平均增加率/%	5.32	4.53	8.93	12.91

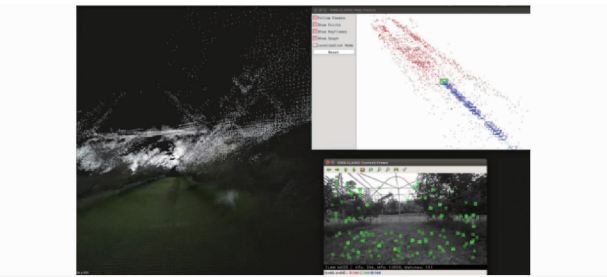


图 15 果园行间直线行驶定位试验

Fig. 15 Driving by straight line in orchard

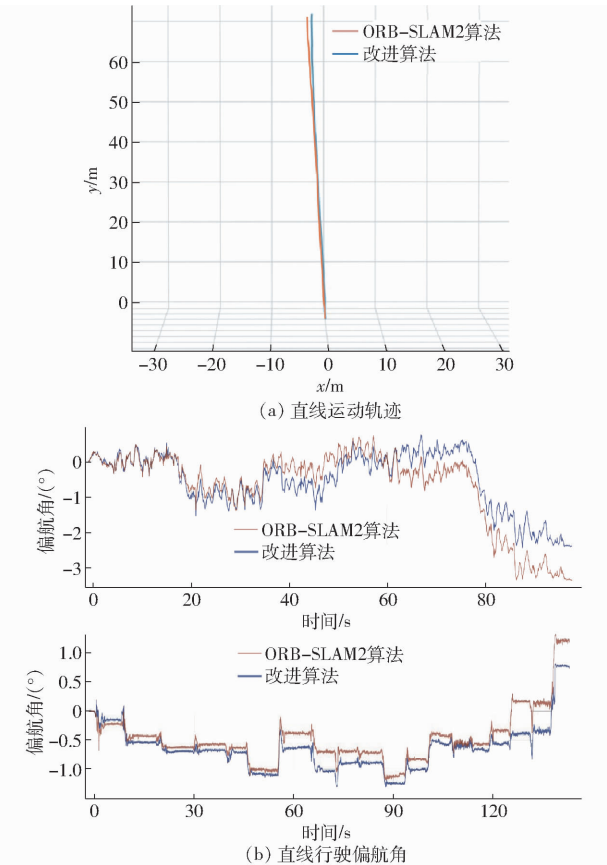


图 16 直线行驶位置信息

Fig. 16 Position information for straight driving

表 5 关键帧提取情况

算法	关键帧数/帧	平均跟踪时间/s
ORB-SLAM2	524	0.089
改进算法	509	0.054

图试验和阴雨天气试验,模拟果园环境试验和阴雨天气试验时,选择学校灌木丛进行测试,结果如图 17 所示。

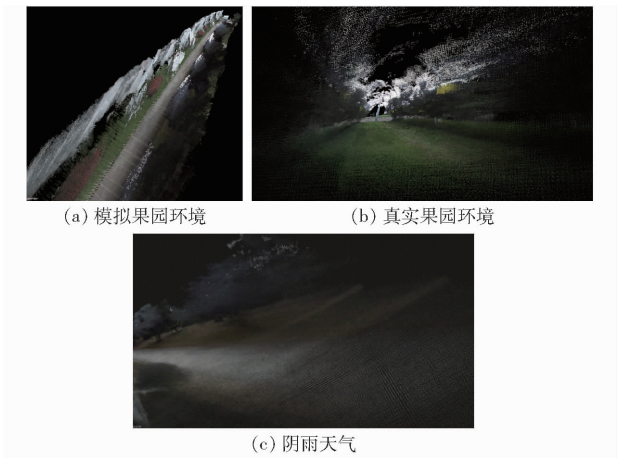


图 17 不同场景稠密地图构建

Fig. 17 Dense map construction in different scenarios

由图 17 可知,本文算法能够适应阴暗光照条件,满足果园环境的稠密建图需求,所建成的点云地图与真实环境基本吻合,因此,本文算法具备较强的果园三维稠密点云地图构建能力。

综上,相较于原始算法,本文所改进的算法轨迹误差有明显下降,能够更好地拟合机器人位姿信息,适应不同光照、不同环境信息,很好地反映果园真实环境信息,满足果园三维稠密点云地图构建需求。

4 结论

(1)提出一种自适应阈值的 FAST 角点提取方式,搭建了基于双目深度图融合的稠密建图模块,实现了果园行间的三维稠密地图构建。

(2)基于 KITTI 数据集进行了不同序列上的仿真测试,并且将本文所提算法与原始 ORB-SLAM2 算法进行了比较,结果表明本文所提算法绝对轨迹误差标准差在不同序列上均有不同程度下降,其中在 00 序列和 07 序列分别下降 60.5% 和 62.6%,表明本文算法估计的位姿更接近相机真实位姿,精确度更高。

(3)在较强光照、正常光照、偏弱光照和阴雨天不同光照条件下,本文所提算法的特征点匹配数量较原始算法分别提高 5.32%、4.53%、8.93%、12.91%,表明本文所提算法能较好适应不同光照条件。

(4)果园环境下进行了直线行驶和稠密建图试验。直线行驶试验表明,本文所提算法提取的关键帧数量较原始算法下降 2.86%,平均跟踪时间减少 39.3%,定位精确度更高,能够很好地反映机器人位姿信息。稠密建图试验表明,在果园中能够很好地进行果树等特征点匹配,稠密建图效果良好。

(5)本文所提算法无论是在基本性能还是在果园地图构建效果方面较原始算法都有很大提高,可为果园中作业机器人自主导航提供技术支持。

参 考 文 献

[1] LIU H, ZHANG G, BAO H. A survey of monocular simultaneous localization and mapping[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2016, 28(6):855 – 868.

[2] 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.

[3] 薛金林, 王培晓, 周俊, 等. 基于改进 Gmapping 算法的果园二维环境地图精准构建[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 26 – 34, 55.
XUE Jinlin, WANG Peixiao, ZHOU Jun, et al. Accurate construction of orchard two-dimensional environmental map based on improved Gmapping algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7):26 – 34, 55. (in Chinese)

[4] 耿雨杰, 顾健, 别晓婷, 等. 基于 Scan Context 与 NDT – ICP 相融合的果园建图方法研究[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(7):44 – 50.
GENG Lijie, GU Jian, BIE Xiaoting, et al. Research on orchard SLAM method based on Scan Context and NDT – ICP fusion [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022,43(7): 44 – 50. (in Chinese)

[5] PIERZCHAŁA M, GIGUÈRE P, ASTRUP R. Mapping forests using an unmanned ground vehicle with 3D LiDAR and graph-SLAM[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 145:217 – 225.

[6] 丛佩超, 崔利营, 万现全, 等. 基于改进 ORB – SLAM2 的果园喷药机器人定位与稠密建图算法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7):45 – 55.
CONG Peichao, CUI Liying, WAN Xianquan, et al. Localization and dense mapping algorithm for orchard spraying robot based on improved ORB – SLAM2[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7):45 – 55. (in Chinese)

[7] 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.

[8] LIU Tianhao, KANG Hanwen, CHEN Chao. ORB-Livox: a real-time dynamic system for fruit detection and localization[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 209:107834.

[9] 尹艺杰, 李宁, 王超. 基于多传感器融合的同步定位与建图方法研究[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(8):54 – 57.
YIN Yijie, LI Ning, WANG Chao. Research on SLAM method based on multi-sensor fusion[J]. Transducer and Microsystem Technologies,2023,42(8):54 – 57. (in Chinese)

[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.
LUO Liang, TAN Libin, YU Xiaoliu, et al. Research on a mobile robot mapping method based on the fusion of 2D LiDAR and RGB – D camera[J]. Manufacturing Automation, 2023,45(4):137 – 140, 190. (in Chinese)

[11] BAI Yuhao, ZHANG Baohua, XU Naimin, et al. Vision-based navigation and guidance for agricultural autonomous vehicles and robots: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205(3):1 – 15.

[12] DAVISON A J, REID I D, MOLTON N D, et al. MonoSLAM: real-time single camera SLAM[J]. IEEE Computer Society, 2007, 29(6):1052 – 1067.

[13] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB – SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system[J]. 2015,31(5):1147 – 1163.

[14] FORSTER C, PZZOL M, SCARAMUZZA D. SVO: fast semi-direct monocular visual odometry[C]//International Conference on Robotics & Automation,2014.

[15] NEWCOMBE R A, LOVEGROVE S J, DAVISON A J. DTAM: dense tracking and mapping in real-time[C]//International Conference on Computer Vision IEEE Computer Society, 2011.

[16] LABBE M, MICHAUD F. Online global loop closure detection for large-scale multi-session graph-based SLAM[C]//RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2014.

[17] 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.

[18] 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)

[19] LI Y, SONG G, HAO S, et al. Semantic stereo visual SLAM toward outdoor dynamic environments based on ORB – SLAM2 [J]. The Industrial Robot,2023,50(3):542 – 554.

[20] 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 of improved ORB – SLAM2 algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2022,45(20):143 – 150. (in Chinese)

YANG Fuzeng, NIU Hanlin, SUN Jingbin, et al. Design and experiment of attitude cooperative control system of mountain crawler tractor and farm tools[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 414 – 422. (in Chinese)

[16] 毛智琳, 蒋建东, 章沈强, 等. 履带拖拉机液压控制差速转向系统设计与试验[J]. 农机化研究, 2022, 44(2): 253 – 258. MAO Zhilin, JIANG Jiandong, ZHANG Shenqiang, et al. Design and test of hydraulic control differential steering system for crawler tractor[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2022, 44(2): 253 – 258. (in Chinese)

[17] 孙景彬, 楚国评, 潘冠廷, 等. 遥控全向调平山地履带拖拉机设计与性能试验[J]. 农业机械学报, 2021, 52(5): 358 – 369. SUN Jingbin, CHU Guoping, PAN Guanting, et al. Design and performance test of remote control omnidirectional leveling hillside crawler tractor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5): 358 – 369. (in Chinese)

[18] 王宝超, 乔明睿, 初香港, 等. 增程式电动履带拖拉机设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(3): 431 – 439. WANG Baochao, QIAO Mingrui, CHU Xianggang, et al. Design and experiment on extended-range electric caterpillar tractor [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3): 431 – 439. (in Chinese)

[19] GUAN Z, LI Y, MU S, et al. Tracing algorithm and control strategy for crawler rice combine harvester auxiliary navigation system[J]. Biosystems Engineering, 2021, 211: 50 – 62.

[20] WU G, WANG G, BI Q, et al. Research on unmanned electric shovel autonomous driving path tracking control based on improved pure tracking and fuzzy control[J]. Journal of Field Robotic, 2023, 40(7): 1739 – 1753.

[21] HE Y, ZHOU J, SUN J, et al. An adaptive control system for path tracking of crawler combine harvester based on paddy ground conditions identification[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 210: 107948.

[22] 吴明阳, 李小波, 代嘉惠, 等. 履带移动平台带边界层 bang – bang 路径跟踪控制[J]. 工矿自动化, 2021, 47(5): 88 – 94. WU Mingyang, LI Xiaobo, DAI Jiahui, et al. Path tracking control of crawler mobile platform based on bang – bang control with boundary layer[J]. Journal of Mine Automation, 2021, 47(5): 88 – 94. (in Chinese)

[23] 何永强, 周俊, 袁立存, 等. 基于履带式联合收获机转向特性的局部跟踪路径规划[J]. 农业机械学报, 2022, 53(11): 13 – 21. HE Yongqiang, ZHOU Jun, YUAN Licun, et al. Local tracking path planning based on steering characteristics of crawler-type combine harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(11): 13 – 21. (in Chinese)

[24] 董晓璇, 程嗣怡, 罗朝义, 等. 一种基于加权递推滤波的门限优化检测方法[J]. 现代雷达, 2019, 41(1): 19 – 25. DONG Xiaoxuan, CHENG Siyi, LUO Chaoyi, et al. A threshold optimization detection algorithm based on weighted recursive filter[J]. Modern Radar, 2019, 41(1): 19 – 25. (in Chinese)

[25] 李逃昌, 胡静涛, 高雷, 等. 基于模糊自适应纯追踪模型的农业机械路径跟踪方法[J]. 农业机械学报, 2013, 44(1): 205 – 210. LI Taochang, HU Jingtao, GAO Lei, et al. Agricultural machine path tracking method based on fuzzy adaptive pure pursuit model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(1): 205 – 210. (in Chinese)

[26] 吕文杰, 马戎, 李岁芳, 等. 基于纯追踪模型的路径跟踪改进算法[J]. 测控技术, 2011, 30(7): 93 – 96. LÜ Wenjie, MA Rong, LI Suilao, et al. An improved algorithm based on pure pursuit model for path tracking [J]. Measurement & Control Technology, 2011, 30(7): 93 – 96. (in Chinese)

(上接第 51 页)

[21] DAVISON A J, REID I D. Mnocular depth cues and techniques for 3D computer vision[J]. Artificial Intelligence Review, 1998, 12(5 – 6): 331 – 376.

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

[23] ROSTEN E. Machine learning for high-speed corner detection[C] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision, Springer-Verlag, 2006.

[24] 朱晏辰. 基于 SLAM 的非合作目标相对位姿测量研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018. ZHU Yanchen. Research on measurement of relative pose for non-cooperative space targets based on SLAM[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018. (in Chinese)

[25] 欧伟贤, 夏益民, 蔡述庭, 等. 基于改进 ORB 特征提取匹配与关键帧选择的 VSLAM[J]. 工业控制计算机, 2023, 36(5): 83 – 86. OU Weixian, XIA Yimin, CAI Shuting, et al. VSLAM based on improved ORB feature extraction matching and keyframe selection[J]. Industrial Control Computer, 2023, 36(5): 83 – 86. (in Chinese)

[26] 林炜. 基于双目立体视觉的空间稀疏特征环境建图研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2017. LIN Wei. Map-building research on spatial sparse feature based on stereo vision[D]. Beijing: North China Electric Power University(Beijing), 2017. (in Chinese)