doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.S1.002

基于YOLO v8-Seg的地栽草莓采摘机器人垄面视觉导航控制方法

应仇凯[1]　程泓超[1]　马锃宏[1,2]　杜小强[1,3]

（1. 浙江理工大学机械工程学院，杭州 310018；2. 浙江省种植装备技术重点实验室，杭州 310018；3. 全省农业智能感知与机器人重点实验室，杭州 310018）

摘要：农业机械无人化作业离不开自主导航技术。随着传感器发展和计算机视觉技术的完善，农业机器人在温室大棚自主视觉导航作业逐渐成为可能。本文针对地栽草莓采摘机器人开展垄面视觉导航控制方法研究，分析地栽草莓种植农艺，基于YOLO v8实例分割算法获取草莓垄面特征，采用Canny边缘检测算法对垄面边缘信息进行提取。提出两条斜率分别为1和-1的直线遍历垄面边缘，通过统计截距信息，获取垄面上下各2个端点。进而得到垄面上下各2个端点的中心点坐标，连线垄面上下中心点成直线，即可获得垄面对应导航线。采集温室大棚环境下的地栽草莓垄面图像数据，经测试导航路径提取精度为96%，算法耗时30 ms。将算法部署至采用四轮阿克曼转向底盘的草莓采摘机器人，结合预瞄点跟踪算法，在仿真草莓垄上进行导航试验。经测试导航路径提取精度为94%，算法耗时30 ms。当行驶速度为0.2 m/s时，横向偏距最大为32.69 mm，均值为22.12 mm，均方根误差(RMSE)为5.37 mm，满足地栽草莓采摘机器人垄面自主导航控制。该控制方法配合采摘机器人自主采摘功能，可实现草莓采摘机器人无人自主作业。

关键词：地栽草莓；采摘机器人；实例分割；垄面视觉导航；预瞄点跟踪；YOLO v8-Seg

中图分类号：TP391.4　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1000-1298(2024)S1-0009-09

Ridge Visual Navigation Control Method for Ground-planted Strawberry Picking Robots Based on YOLO v8-Seg Algorithm

YING Qiukai[1]　CHENG Hongchao[1]　MA Zenghong[1,2]　DU Xiaoqiang[1,3]

(1. *School of Mechanical Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou* 310018, *China*
2. *Key Laboratory of Transplanting Equipment and Technology of Zhejiang Province, Hangzhou* 310018, *China*
3. *Zhejiang Key Laboratory of Intelligent Sensing and Robotics for Agriculture, Hangzhou* 310018, *China*)

Abstract: The unmanned operation of agricultural machinery is inseparable from autonomous navigation technology. With the development of sensors and the improvement of computer vision technology, the autonomous visual navigation operation of agricultural robots in greenhouses has gradually become possible. Research on the visual navigation control method for ridge-surface operation of strawberry picking robots planted in the field was conducted. It analyzed the agricultural techniques of field-grown strawberries and acquired the features of strawberry ridges based on the YOLO v8 instance segmentation algorithm. The Canny edge detection algorithm was employed to extract the edge information of the ridge surface. Two straight lines with slopes of 1 and −1 were used to traverse the ridge surface, and the intercept information was statistically obtained to acquire the upper and lower endpoints of the ridge surface. The center point coordinates of the upper and lower endpoints on the ridge surface were then obtained. By connecting the upper and lower center points of the ridge surface into a straight line, the corresponding navigation line of the ridge can be obtained. An image dataset of the ridge surface of field-grown strawberries in the greenhouse environment was collected. After testing, the extraction accuracy of the navigation path was 96%, and the algorithm took 30 ms. The algorithm was deployed to the strawberry picking robot with a four-wheel Ackerman steering chassis. Combined with the preview point tracking algorithm, a navigation test was carried

收稿日期：2024－08－16　修回日期：2024－10－18

基金项目：浙江省“三农九方”科技协作计划项目(2024SNJF070-1)

作者简介：应仇凯(1998—)，男，硕士生，主要从事农业机器人视觉导航研究，E-mail: yingqiukai@163.com

通信作者：马锃宏(1986—)，男，副教授，博士，主要从事农业机器人研究，E-mail: mzhsss@126.com

out on the simulated strawberry ridge. After testing, the extraction accuracy of the navigation path was 94%, and the algorithm took 30 ms. When the driving speed was 0.2 m/s, the maximum lateral offset was 32.69 mm, the average value was 22.12 mm, and the root mean square error (RMSE) was 5.37 mm, meeting the requirements for autonomous navigation control of the strawberry picking robot on the ridge surface. This control method, in conjunction with the autonomous picking function of the picking robot, can enable the unmanned autonomous operation of the strawberry picking robot.

Key words: ground-planted strawberries; picking robot; instance segmentation; ridge visual navigation; preview point tracking; YOLO v8-Seg

0 引言

现代化农业机械装备研究越来越重要,智能化、无人化是未来我国农机化发展的研究重点[1-2],自主导航是农业机械无人化作业的基础[3]。随着导航传感器的发展和计算机视觉技术的完善,农业机器人在温室大棚自主作业逐渐成为可能。GPS导航在温室大棚信号容易受到干扰,导致精度不高。视觉导航不容易受到干扰,导致精度高,且视觉导航成本低,广受应用。

农业机器人自主导航位置测量包括相对位置测量与绝对位置测量[4]。相对位置测量以计算机视觉为代表,绝对位置测量多基于北斗实时动态定位(Real-time kinematic,RTK)及其多源组合导航[5-7]。GERRISH等[8]利用农作物和土壤的颜色差异特性进行基于玉米幼苗的拖拉机视觉导航试验。SLAUGHTER等[9]开发一种可视化的导航栽培操作系统。TORII等[10]提出一种基于农业耕作的图像处理算法。CHEN等[11]运用线形分析原理对处于不同生长阶段的秧苗作物进行分析。KEICHER等[12]开发一种基于视觉的割草机系统。SOGAARD等[13]提出一种基于作物行的计算机图像识别算法。王荣本等[14]设计一套基于计算机视觉的玉米施肥智能机器系统。杨为民等[15]进行农业计算机视觉导航的研究,并在仿真分析的基础上进行控制系统的研究。宋俊杰[16]提出视惯融合SLAM,然而大棚复杂的地形,光照环境,对于特征匹配会有影响,且需要较强的硬件条件。YU等[17]使用深度学习,实例分割获取垄底区域特征。WANG等[18]提出使用实例分割网络提取垄面区域,再将植被指数与垄面分割结果进行融合,得到植株分割结果,最后利用植株的中心点来拟合提取导航线,该方法对于植株间隔有一定的要求,而草莓垄面密布草莓叶片,几乎没有间隔,不适合用该方法提取导航线。现有基于视觉检测的农机导航路径跟踪控制方法主要采用路径跟踪、预瞄控制等算法[19-23],可用于地栽草莓采摘机器人的垄面视觉导航路径跟踪控制。综上所述,针对于地栽草莓种植不能保证直线的问题,采摘机器人在垄上跨垄行走如果沿着固定的方向,垄体出现些许偏差,就会导致车辆沿着错误的路径形式,直至压在垄体上。因此采摘机器人在垄上跨垄行走需要自主导航。本文基于YOLO v8实例分割方法获取地栽草莓垄面特征,以转向模型为四轮阿克曼的草莓采摘机器人作为移动平台,展开垄上视觉导航控制技术研究。采用两条斜率分别为1和-1的直线遍历垄面边缘,进而获得垄面对应导航线,将算法部署至草莓采摘机器人,结合预瞄点跟踪控制算法,实现草莓采摘机器人的垄面自主导航控制。

1 试验材料

1.1 试验平台搭建

如图1所示,草莓采摘机器人主要由RealSense L515型相机、高地隙底盘、计算机、总控制器和CAN总线等组成。相机RGB传感器FOV为70°×55°,分辨率设置为640像素×480像素。实时图像处理与视觉导航决策软件控制系统在Ubuntu 20.04操作系统中开发。系统编程语言为C++,采用VsCode作为集成开发环境,并通过Makefile进行项目编译。L515型相机的相关控制操作依赖于英特尔的RealSense SDK。深度学习模型的加载和推理通过TensorRT框架完成,通过OpenCV库完成图像处理。将相机安装在草莓采摘机器人正前方,其中车体前轮中心为车体坐标系原点,其坐标轴指向为右-前-上。相机安装高度为0.98 m,相机轴线和水平面夹角为30°,相机与前轴距离为0.19 m,车辆轮距为0.94 m,轴距为1.23 m。

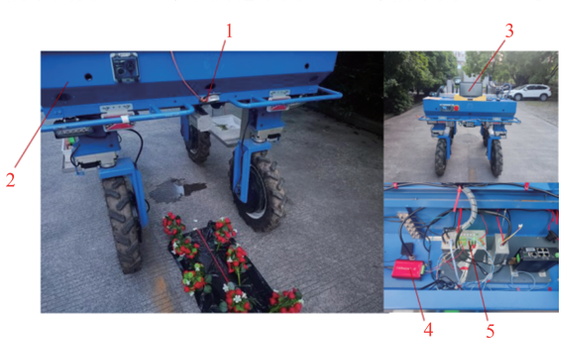


图1 草莓采摘机器人

Fig. 1 Strawberry picking robot

1. RealSense L515型相机 2. 高地隙底盘 3. 计算机 4. CAN总线 5. 总控制器

上位机视觉导航系统实时获取当前导航基准线相关信息,通过相机标定转化为导航偏差,包含横向偏距与航偏角。结合四轮阿克曼转向原理与预瞄点跟踪算

法将导航偏差转化为车轮的行驶速度与转角，并通过CAN总线将控制信息发送至电机驱动器，控制草莓采摘机器人进行转向，以此来实现草莓采摘机器人在垄上自主作业。

1.2　相机标定与坐标转换

相机标定可以获取相机畸变系数和相机内外参数[24]，可直接通过官方Intel RealSense SDK中的“get_intrinsics”函数获取相机内部参数。相机内部参数如表1所示。

表1　Intel RealSense L515内部参数

Tab. 1　Intel RealSense L515 internal parameters

参数	分辨率/(像素×像素)	f_x	f_y	c_x	c_y
数值	640×480	604.456	604.764	327.619	242.263

从而得到其内部参数$\boldsymbol{K}_{in}$为

$$\boldsymbol{K}_{in}=\begin{bmatrix}f_x & 0 & u_0\\ 0 & f_v & v_0\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}604.5 & 0 & 327.6\\ 0 & 604.8 & 242.3\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix} \tag{1}$$

式中　f_x、f_y——x轴和y轴归一化焦距

c_x、c_y——主点坐标

u_0、v_0——相机光学中心

1.2.1　坐标系转换

将世界坐标系中的目标点映射到成像平面的过程称为相机成像。其中，世界坐标系、相机坐标系、图像坐标系、像素坐标系相对位置关系如图2a所示，世界坐标系、相机坐标系、图像坐标系、像素坐标系映射关系流程图如图2b所示。

1.2.2　相机外部参数矩阵获取

设定世界坐标系以通过相机光心向地面做垂线，交点O_W为坐标原点，以点O_W与相机光心连线方向为Z_W正方向，以采摘机器人前进方向为Y_W正方向，坐标系符合右手法则。相机安装示意图如图3a所示，世界坐标系与相机坐标系位置关系示意图如图3b所示。

将相机内部参数矩阵与外部参数矩阵分开进行求解，相机参数矩阵求解公式为

$$\begin{bmatrix}X_C\\ Y_C\\ Z_C\end{bmatrix}=\boldsymbol{R}\begin{bmatrix}X_W\\ Y_W\\ Z_W\end{bmatrix}+\boldsymbol{T}=\begin{bmatrix}R_{00} & R_{01} & R_{02}\\ R_{10} & R_{11} & R_{12}\\ R_{20} & R_{21} & R_{22}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}X_W\\ Y_W\\ Z_W\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}T_X\\ T_Y\\ T_Z\end{bmatrix} \tag{2}$$

其中

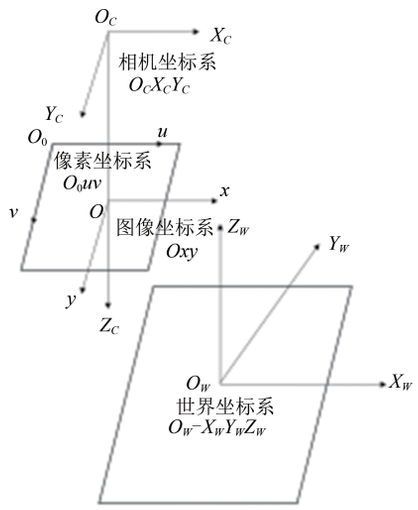
$$\boldsymbol{R}=\begin{bmatrix}1 & 0 & 0\\ 0 & \cos\theta & \sin\theta\\ 0 & -\sin\theta & \cos\theta\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\cos\beta & 0 & -\sin\beta\\ 0 & 1 & 0\\ \sin\beta & 0 & \cos\beta\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\cos\delta & \sin\delta & 0\\ -\sin\delta & \cos\delta & 0\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix} \tag{3}$$

式中　θ、β、δ——相机绕X_C、Y_C、Z_C轴旋转角度，角度正方向为右手螺旋方向

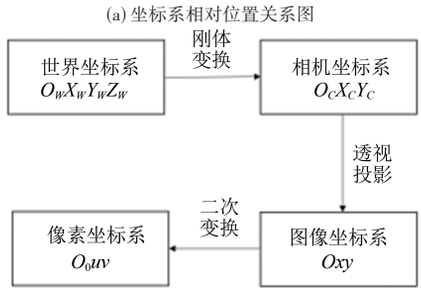
$\boldsymbol{R}$——旋转矩阵

$\boldsymbol{T}$——平移矩阵

T_X、T_Y、T_Z——相机坐标系沿X_C、Y_C、Z_C轴移动距离，mm



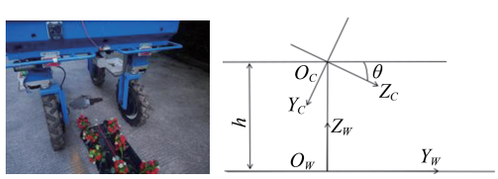
(a) 坐标系相对位置关系图



(b) 坐标系映射关系流程图

图2　坐标系相对位置关系图与映射关系流程图

Fig. 2　Coordinate system relative position diagram and mapping diagram



(a) 相机安装　　(b) 坐标系相对位置

图3　相机安装与坐标系转换示意图

Fig. 3　Camera installation and coordinate system conversion diagram

平移矩阵根据相机坐标系与世界坐标系相对位置关系进行确定。至此，相机内部参数、外部参数矩阵完成求解。

2　垄面自主导航算法

2.1　垄面实例分割

为精确和高效地获取草莓垄面特征，本文采用实例分割算法模型为YOLO v8-Seg。实例分割网络模型不仅可以识别和定位目标物体，而且还能为每个物体生成一个独特的掩码，从而使得对复杂场景中的多个重叠或接触的实体进行精确地边界检测成为可能。

与YOLO v5相比，YOLO v8在输入端提供可选的Mosaic数据增强[25]，丰富图像背景，降低GPU依赖。引入YOLOX[26]中提出的一种数据增强策略，即在训练的最小10个周期中关闭Mosaic增强，更有利于模型稳定收敛。YOLO v8进一步实现了模型轻量化。使用C2f模块替换Backbone中的C3模块。在Neck部分，YOLO v8

去除PAN结构中上采样后的卷积运算。在Head部分，使用2个独立分支进行目标分类和预测边界框回归，并且对这2个任务使用不同的损失函数。使用二进制交叉熵损失(BCE Loss)进行分类任务，使用分布焦点损失(Distrbution focal loss，DFL)[27]和联合完全交并(Complete intersection over union，CIoU)，进行预测框边界的回归任务。同时，YOLO v8抛弃了以往的IOU匹配策略或者单边比例的分配方式，使用Task-Aligned Assigner来动态分配样本，提升模型检测精度和鲁棒性。YOLO v8网络结构如图4所示。

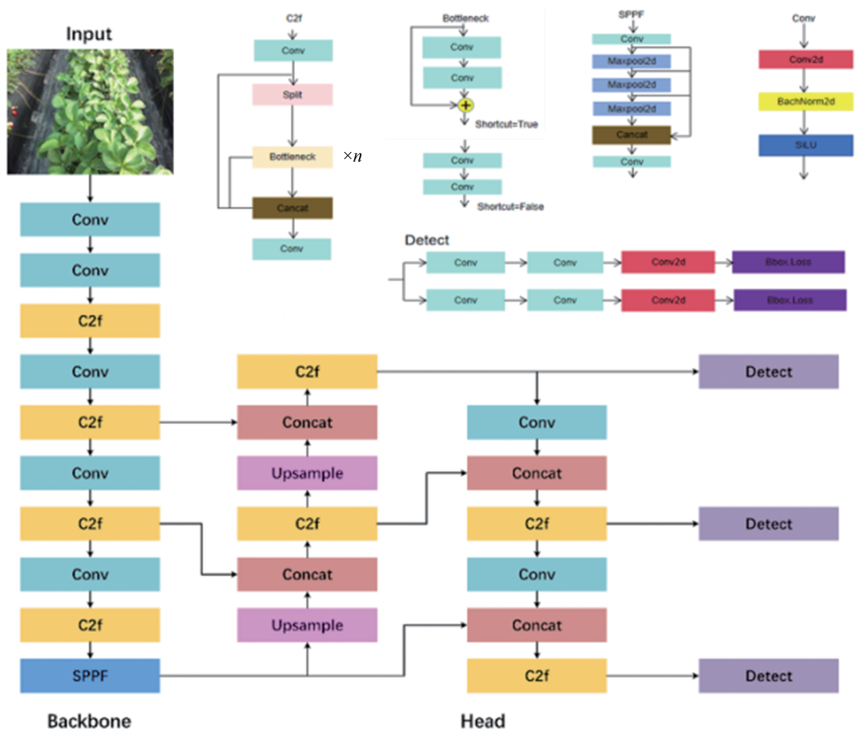


图4 YOLO v8网络结构图

Fig. 4 YOLO v8 network structure

在建德市西乡草莓园中进行草莓垄面数据采集，采集设备为Realsense L515型相机，摄像头采集图像分辨率为640像素×480像素，采集帧率为30 f/s。拍摄过程中相机与垄面呈30°夹角。采集数据集通过labelimg进行标注，手动标注草莓垄面的掩膜。草莓垄面数据集如图5所示。



图5 草莓垄面数据集示例

Fig. 5 Example of strawberry ridge surface dataset

2.2 模型训练

为保证模型预测性能，需对优化后数据集进行分类，即将整个数据集分为训练集、验证集和测试集。共有1 040幅草莓垄面图像数据集，按照比例8∶1∶1进行划分，训练集、验证集、测试集分别为832、104、104幅。

YOLO v8实例分割模型输入图像尺寸为640像素×480像素；每个训练周期的epoch迭代设置为100次，最大训练周期为50，即模型的所有训练在50个epoch后结束；由于调用GPU加速，为避免训练过程中出现GPU内存越界的情况，将batchsize调整为4，并取消并行训练。

2.3 垄向导航线提取

在相机视场当中垄面呈现近似于梯形，进行实例分割时会出现所提取到的垄上植被掩膜区域也呈现梯形形状。草莓种植会出现部分缺苗或者局部生长较为稀疏现象，如果使用最小二乘法进行掩膜区域导航线获取，会出现较大偏差。最小二乘法垄面导航线拟合算法主要包括当前垄面提取、垄面掩膜边缘提取、水平方向上等分垄面中间点获取以及导航线拟合4个步骤，导航线提取算法过程如图6所示。

将最小二乘法获取的导航线映射到彩色图上，与人工标注导航线进行对比，如图7所示。发现拟合精度较低，误差较大，不适合缺苗或者局部生长稀疏的情形。

为了提高垄向导航线的提取精度，提出截距法垄面导航线拟合算法，主要包括当前垄面提取、垄面掩膜边缘提取、垄面端点获取以及导航线拟合4个步骤，导航线提取算法过程如图8所示。主要步骤具体如下：

(1)当前垄面提取：遍历计算所有垄面检测框中心到图像中心线的欧氏距离，距离最小的即为采摘机器人当前行驶的垄面，如图8b、8c所示。

(2)垄面边缘提取：遍历计算所有垄面检测框中心

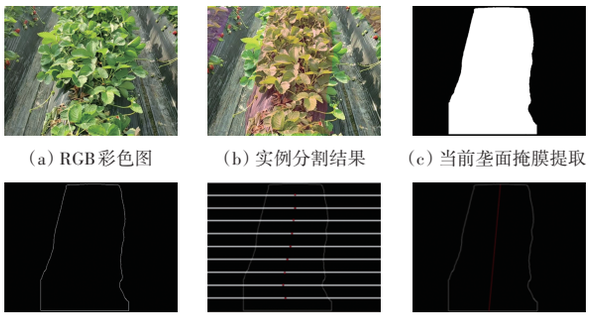


图6　最小二乘法导航线提取算法过程

Fig. 6　Least square navigation line extraction algorithm process



图7　最小二乘法拟合导航线与人工拟合导航线对比

Fig. 7　Comparison of navigation lines fitted by least square method and manually fitted navigation lines

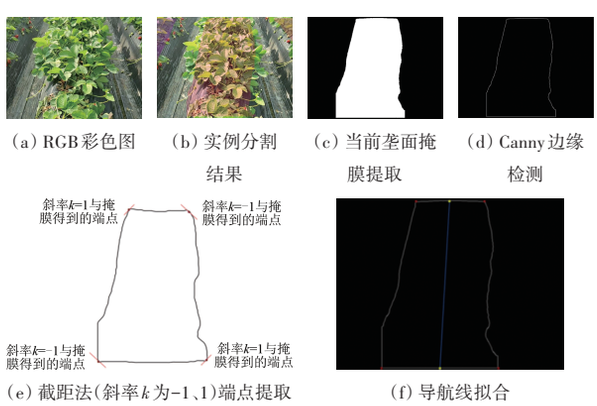


图8　截距法导航线提取算法过程

Fig. 8　Intercept navigation line extraction algorithm process

到图像中心线的欧氏距离，距离最小的即为草莓采摘机器人当前行驶的垄面掩膜，采用Canny边缘检测算法实现对垄面掩膜的边缘信息提取，如图8d所示。

(3)垄面端点获取：在草莓大棚中获取到的垄面信息基本上为四边形，无法直接使用最小二乘法、霍夫变换等算法直线拟合。因此本文提出使用2条斜率分别为1和-1的直线遍历垄面边缘，通过统计截距信息确定图像中垄面区域上下边界端点，计算确定垄面区域上下边界的中心点，如图8e所示。

(4)导航线拟合：通过连接上下边界中心点成直线，即可获得垄面对应导航线，如图8f所示。

将截距法获取的导航线映射到彩色图上，与人工标注导航线进行对比，如图9所示。发现截距法获取的导航线精度比最小二乘法获取的导航线有较大提高，误差降低。截距法获取的导航线可以避免缺苗或者局部生长稀疏的情形导致的导航线提取错误。



图9　截距法拟合导航线与人工拟合导航线对比

Fig. 9　Comparison of navigation lines fitted by intercept method and manually fitted navigation lines

如图10a所示，将人工拟合路径与算法拟合路径进行比较，验证果园垄上导航路径算法的可靠性。以人工拟合导航路径向左和向右各10像素偏差作为误差允许范围，如图10b所示。若算法拟合路径处于该范围，则路径拟合正确，反之则错误。

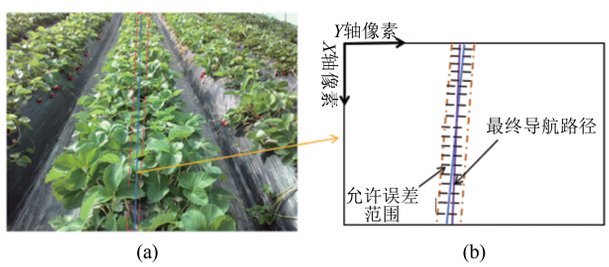


图10　导航路径拟合精度测试

Fig. 10　Navigation path fitting accuracy test

采集的200幅图像数据中，正确的为192幅，则获取的导航路径拟合精度为96%。每幅图像处理时间为30 ms，满足实时性需求。

2.4　导航控制模型构建

垄上导航偏差获取如图11所示。CD为图像中心线，EF表示该帧获取的垄上导航线，则该帧导航横向偏距定义为导航线EF在图像下边界交点和CD间的距离，记为d_{row}。航偏角定义为EF与CD间的夹角，记为θ_{row}。

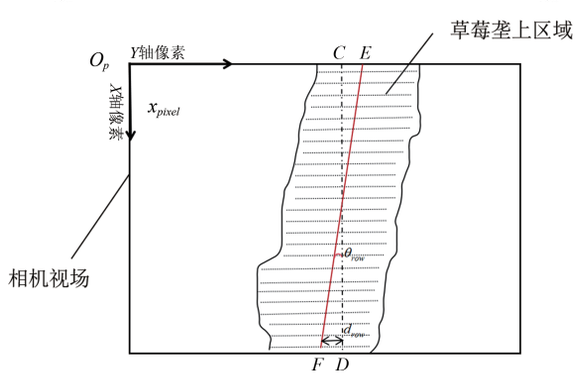


图11　草莓垄上导航偏差获取示意图

Fig. 11　Navigation deviation acquisition diagram on strawberry ridge

将相机视场进行标定，通过视觉标定映射公式映射到实际视场范围，即可获取横向偏距与实际距离的映射关系，该横向偏距和航偏角即为垄上导航线的偏差信息。

完整导航系统包括导航线信息获取和导航线跟踪

两部分。本文基于草莓采摘机器人底盘四轮阿克曼转向模型，构建了预瞄点跟踪控制算法。通过对导航线信息进行处理，解算出导航横向偏距和航偏角信息，将这2个参数作为预瞄点跟踪策略的输入，解算出所需要的转弯半径。结合四轮阿克曼转向模型，进而计算出转向车轮行驶速度与转角。通过CAN总线下位机控制，最终实现机器人垄上自主导航。

构建草莓采摘机器人预瞄点跟踪控制模型，如图12所示。图中AB为导航参考线，以草莓采摘机器人中心点C_g为参考点，过点C_g作AB垂线，垂足为D_g，从点D_g沿AB一定距离为预瞄点T，预瞄点即为草莓采摘机器人前视距离最远处与导航线的交汇点。以中心点C_g为原点建立坐标系$X_gC_gY_g$，过点C_g作Y_g的垂线，并与C_gT的中垂线相交于点O_g，即为期望转向中心，圆弧C_gT即为草莓采摘机器人期望转向路径。图中导航线为导航过程中果园垄上路径目标线，T为预瞄点，草莓采摘机器人转向半径由横向偏距、航偏角和前视距离l_{C_gT}所决定，偏距和航偏角均可通过视觉信息解析时计算得到。通过预瞄点跟踪算法使得草莓采摘机器人行驶方向逐渐趋近于通过实例分割得到的导航线AB，进而草莓采摘机器人能够实现垄上自主导航。

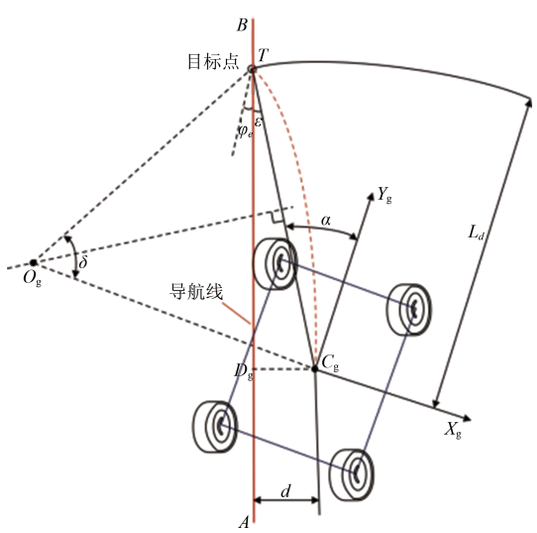


图12 基于四轮阿克曼转向模型的预瞄点跟踪控制模型

Fig. 12 Pre-sight point tracking control based on four-wheel Ackermann steering model

由图12可知，前视距离为直角三角形C_gD_gT的斜边C_gT，其中直角边D_gC_g为横向偏距，直角边D_gT为控制模型参数。多次测试后取值为1.75 m，则前视距离L_d为

$$L_d = \sqrt{1.75^2 + d^2} \tag{4}$$

式中 d——横向偏距

圆弧C_gT为转向半径为ρ，圆心角为δ，则由几何关系可得

$$\alpha = \frac{\delta}{2} = \varphi_e + \varepsilon \tag{5}$$

$$d = L_d \sin\varepsilon \tag{6}$$

$$L_d = 2\rho\sin\alpha \tag{7}$$

式中 α——当前位置中心线与连接线CP的夹角

ε——三角形C_gD_gT中长直角边附近的锐角

φ_e——航偏角

由式(5)~(7)可得期望转向半径为

$$\rho = \frac{L_d}{2\sin(\varphi_e + \arcsin(d/L_d))} \tag{8}$$

根据阿克曼转向原理，结合底盘自身结构特点，可得转向模型[28]如图13所示。根据四轮阿克曼转向模型特性，其转向半径在草莓采摘机器人的正中间处。

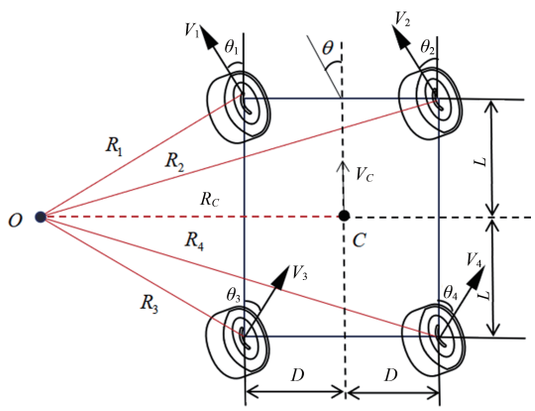


图13 四轮阿克曼转向模型

Fig. 13 Four-wheel Ackermann steering model

图13中，R_C为质心C到旋转转向中心O的距离，θ_1、θ_2、θ_3、θ_4为各车轮转向角度，R_1、R_2、R_3、R_4为各车轮转向半径。L为前后轴距的一半。将θ定义为整车模型前轴的瞬时转角，R_C为整车模型转向半径。由图13所示几何关系可得

$$\tan\theta = \frac{L}{R_C}$$

则

$$R_C = \frac{L}{\tan\theta} \tag{9}$$

$$\begin{cases} R_1 = \sqrt{L^2 + (R_C - D)^2} \\ R_2 = \sqrt{L^2 + (R_C + D)^2} \\ R_3 = \sqrt{L^2 + (R_C - D)^2} \\ R_4 = \sqrt{L^2 + (R_C + D)^2} \end{cases} \tag{10}$$

$$\begin{cases} \tan\theta_1 = \dfrac{L}{R_C - D} \\ \tan\theta_2 = \dfrac{L}{R_C + D} \\ \tan\theta_3 = \dfrac{L}{R_C - D} \\ \tan\theta_4 = \dfrac{L}{R_C + D} \end{cases} \tag{11}$$

由瞬心定理可得

$$\frac{V_C}{R_C} = \frac{V_1}{R_1} = \frac{V_2}{R_2} = \frac{V_3}{R_3} = \frac{V_4}{R_4} \tag{12}$$

式中　V_C——整车转弯速度

V_1、V_2、V_3、V_4——各车轮转弯速度

由式(12)可得

$$\begin{cases} V_1 = \dfrac{V_C R_1}{R_C} \\ V_2 = \dfrac{V_C R_2}{R_C} \\ V_3 = \dfrac{V_C R_3}{R_C} \\ V_4 = \dfrac{V_C R_4}{R_C} \end{cases} \tag{13}$$

联立式(9)、(10)、(13)，可得到各个车轮速度V_i(i=1,2,3,4)关于车速V_C与前轴中点转角θ之间的关系式为

$$\begin{cases} V_1 = \dfrac{V_C\sqrt{L^2 + \left(R_C - D\right)^2}}{R_C} \\ V_2 = \dfrac{V_C\sqrt{L^2 + \left(R_C + D\right)^2}}{R_C} \\ V_3 = \dfrac{V_C\sqrt{L^2 + \left(R_C - D\right)^2}}{R_C} \\ V_4 = \dfrac{V_C\sqrt{L^2 + \left(R_C + D\right)^2}}{R_C} \end{cases} \tag{14}$$

基于以上运动学分析，通过预瞄点跟踪算法获得转向半径R_C转向指令时，由式(11)、(14)可以获得四轮转角$\left(\theta_1、\theta_2、\theta_3、\theta_4\right)$和各轮转速$\left(V_1、V_2、V_3、V_4\right)$的控制量，实现草莓采摘机器人在垄上自主导航的转向控制。

3　垄面自主导航控制试验

试验场景如图14所示，在场地铺设仿真草莓垄进行垄面自主导航控制试验。仿真草莓垄接近直线，局部会出现些许偏差。

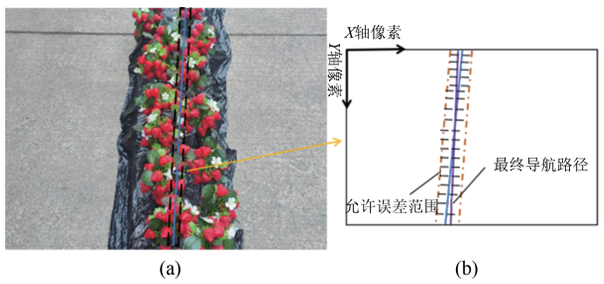


(a) 前视图　　(b) 后视图

图14　导航试验场景

Fig. 14　Navigation test scenario

根据上述导航线提取流程，将人工拟合路径与算法拟合路径进行比较，验证在仿真草莓上导航路径算法的可靠性。以人工拟合导航路径向左和向右各10像素偏差作为误差允许范围，如图15b所示。若算法拟合路径处于该范围，则路径拟合正确，反之则错误。



(a)　　(b)

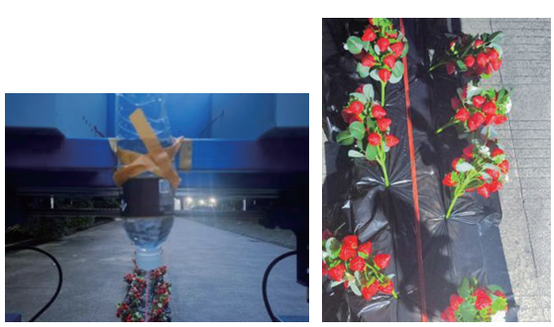
图15　仿真草莓导航路径拟合精度测试

Fig. 15　Fit accuracy test of simulated strawberry navigation path

采集的200幅图像数据中，正确的为188幅，则获取的导航路径拟合精度为94%，每幅图像处理时间为30 ms，满足实时性需求。

导航试验具体流程如下：①将草莓采摘机器人行驶至仿真草莓垄，开启所有硬件电源。②打开导航软件，打开相机，连接CAN总线下位机控制器，初始化导航状态。③通过VsCode检测导航控制系统运行状态，确保稳定性。④开启导航系统，使草莓采摘机器人自主行走，观测草莓采摘机器人工作状态。⑤关闭导航系统，保存试验数据，退出导航操作。

在草莓采摘机器人参考点处安装水滴容器以实现导航路径可视化，水滴在导航过程中会均匀漏出，容器安装位置如图16a所示。导航结束后，垄上自主导航拟合路径如图16b中水滴所示。人工拟合导航路径如图16b红色绳子所示，间隔均匀统计两线间横向距离，该距离即为当前位置的导航精度。



(a)　　(b)

图16　导航实际路径可视化

Fig. 16　Navigation actual path visualization

通过统计水滴到红色绳子距离作为横向偏距，为了更加精准获取横向偏距数据，使用电子游标卡尺进行测量，如图17所示。



图17　电子游标卡尺获取导航横向偏距数据

Fig. 17　Electronic vernier caliper to obtain navigation lateral offset data

仿真草莓垄长度为5 m，每隔25 cm记录一个试验数据，每种行驶速度下统计20个数据。试验设置行驶速度为0.2、0.4、0.6 m/s，统计每种行驶速度下横向偏距，绘制导航精度折线如图18所示。

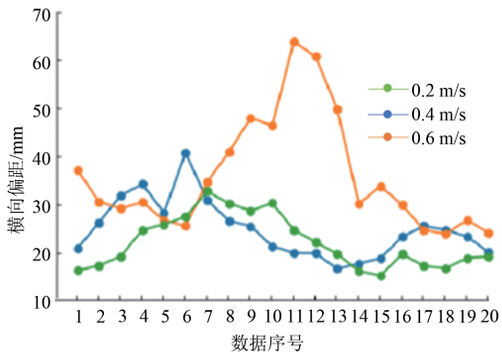


图18 仿真草莓垄面导航横向偏距变化曲线

Fig. 18 Simulation of strawberry ridge surface navigation lateral deflection curves

采用均方根误差(RMSE)统计导航精度的变化幅度。当行驶速度为0.2、0.4、0.6 m/s时，RMSE分别为5.37、5.95、11.71 mm(表2)。该变化幅度相对于整个导航试验系统来说是稳定且可靠的。

草莓采摘机器人沿预定的导航线移动速度越快，车辆振动增大、车轮滑差率增加以及融合定位误差变大等，导致横向偏差变化增大，航向变化频繁。考虑到温室大棚草莓园行距较窄，草莓采摘机器人垄上导航的同时需进行采摘作业，行间行驶速度无需过高，但导航精度有一定要求。因此，草莓采摘机器人行间行驶速度设置为0.2 m/s，此时垄面视觉导航平均误差、稳态误差均在可接受范围内，可以满足地栽草莓采摘机器人垄面导航控制的精度要求。

表2 仿真草莓垄面导航精度统计结果

Tab. 2 Results of simulated strawberry ridge visual navigation experiment

参数	草莓采摘机器人行驶速度/(m·s^{-1})		
	0.2	0.4	0.6
横向偏距最大值/mm	32.69	40.72	63.85
横向偏距均值/mm	22.12	24.83	35.88
横向偏距均方根误差/mm	5.37	5.95	11.71

4 结论

(1)提出了基于YOLO v8-Seg的草莓垄面分割算法，实现了对草莓垄面掩膜的提取，通过Canny边缘检测、截距法完成对导航线的提取。采用温室大棚环境下的草莓图像测试导航路径提取精度为96%，算法耗时30 ms。

(2)采用预瞄点跟踪策略结合四轮阿克曼独立转向，通过CAN总线下位机控制，实现草莓采摘机器人在植株垄上自主导航。

(3)开展了仿真草莓垄面视觉导航控制试验，验证了视觉导航控制算法的可行性。经测试导航路径提取精度为94%，算法耗时30 ms。试验结果表明，当行驶速度为0.2 m/s时，横向偏距最大值为32.69 mm，均值为22.12 mm，RMSE为5.37 mm，可满足地栽草莓采摘机器人垄面导航控制精度要求。

参 考 文 献

[1] 赵春江. “学习贯彻国务院42号文件大家谈”之六：提高农机智能化水平加快智慧农业应用发展[J]. 中国农机监理，2019(3)：10.

[2] 张艳杰. 加强农机智能化水平加快智慧农业应用发展[J]. 农机使用与维修，2022(11)：41－43.
ZHANG Yanjie. Strengthen the intelligent level of agricultural machinery and accelerate the application development of smart agriculture [J]. Agricultural Machinery Use and Maintenance, 2022(11): 41－43. (in Chinese)

[3] 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 Yuhan, LI Shichao, et al. Research progress of navigation technology for agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 1－18. (in Chinese)

[4] 胡静涛，高雷，白晓平，等. 农业机械自动导航技术研究进展[J]. 农业工程学报，2015，31(10)：1－10.
HU Jingtao, GAO Lei, BAI Xiaoping, et al. Research progress of automatic navigation technology for agricultural machinery [J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(10): 1－10. (in Chinese)

[5] OKSANEN T, BACKMAN J. Guidance system for agricultural tractor with four wheel steering[J]. IFAC Proceedings, 2013, 46(4): 124－129.

[6] 张智刚，王桂民，罗锡文，等. 拖拉机自动驾驶转向轮角检测方法[J]. 农业机械学报，2019，50(3)：352－357.
ZHANG Zhigang, WANG Guimin, LUO Xiwen, et al. Steering wheel angle detection method for tractor automatic driving [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(3): 352－357. (in Chinese)

[7] 黎永键，赵祚喜，黄培奎，等. 基于CAN总线的拖拉机导航控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报，2016，47(增刊)：35－42.
LI Yongjian, ZHAO Zuoxi, HUANG Peikui, et al. Design and test of tractor navigation control system based on CAN bus [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(Supp.): 35－42. (in Chinese)

[8] GERRISH J B, FEHR B W, VANEE G R, et al. Self-steering tractor guided by computer-vision[J]. Applied Engineering in Agriculture, 1997, 13(5): 559－563.

[9] SLAUGHTER D C, CHEN P, CURLEY R G. Vision guided precision cultivation[J]. Precision Agriculture, 1999, 1(2): 199－217.

[10] TORII T, KITADE S, TESHIMA T, et al. Crop row tracking by an autonomous vehicle using machine vision(part1): indoor experiment using a model vehicle[J]. Journal of the Japanese Society of Agricultural Machinery, 2000, 62(5): 37－42.

[11] CHEN B, TOJO S, WATANABE K. Detection algorithm for traveling routes in paddy fields for automated managing machines[J]. Transactions of the ASAE, 2001, 45(1): 239 - 246.

[12] KEICHER R, SEUFERT H. Automatic guidance for agricultural vehicles in Europe[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2000, 25(1): 169 - 194.

[13] SOGAARD H T, OLSEN H J. Determination of crop rows by image analysis without segmentation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2003, 38(2): 141 - 158.

[14] 王荣本, 纪寿文, 初秀民, 等. 基于机器视觉的玉米施肥智能机器系统设计概述[J]. 农业工程学报, 2001, 17(2): 151 - 153.
WANG Rongben, JI Shouwen, CHU Xiumin, et al. An overview of the design of an intelligent fertilizer application machine system for corn based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2001, 17(2): 151 - 153.(in Chinese)

[15] 杨为民, 李天石, 贾鸿社. 农业机械机器视觉导航研究[J]. 农业工程学报, 2004, 20(1): 160 - 164.
YANG Weimin, LI Tianshi, JIA Hongshe. Research on machine vision navigation of agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2004, 20(1): 160 - 164. (in Chinese)

[16] 宋俊杰. 基于视觉SLAM的温室移动机器人建图与定位关键技术研究[D]. 天津:天津农学院, 2021.
SONG Junjie. Research on key technologies of greenhouse mobile robot mapping and localization based on visual SLAM [D]. Tianjin: Tianjin Agricultural College, 2021. (in Chinese)

[17] YU J, ZHANG J, SHU A, et al. Study of convolutional neural network-based semantic segmentation methods on edge intelligence devices for field agricultural robot navigation line extraction[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 209: 107811.

[18] WANG S, SU D, JIANG Y, et al. Fusing vegetation index and ridge segmentation for robust vision based autonomous navigation of agricultural robots in vegetable farms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108235.

[19] 贺静, 何杰, 罗锡文, 等. 基于多传感器融合的水稻行识别与跟踪导航研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 18 - 26, 137.
HE Jing, HE Jie, LUO Xiwen, et al. Research on rice row recognition and tracking navigation based on multi-sensor fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 18 - 26, 137. (in Chinese)

[20] 陶泽翼. 基于卫星和视觉组合的履带拖拉机导航控制技术研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2021.
TAO Zeyi. Research on navigation control technology of crawler tractor based on combination of satellite and vision[D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2021. (in Chinese)

[21] 赖汉荣, 张亚伟, 张宾, 等. 玉米除草机器人视觉导航系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2023, 39(1): 18 - 27.
LAI Hanrong, ZHANG Yawei, ZHANG Bin, et al. Design and experiment of visual navigation system for corn weeding robot[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(1): 18 - 27. (in Chinese)

[22] MA Z, YIN C, DU X, et al. Rice row tracking control of crawler tractor based on the satellite and visual integrated navigation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 197: 106935.

[23] YUAN C, LIU J, ZHANG X, et al. Study on super-wheelbase preview controller/algorithm for internet of vehicles suspension system used in a heavy vehicle fleet[J]. International Journal of Heavy Vehicle Systems, 2023, 30(1): 71 - 89.

[24] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330 - 1334.

[25] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. Yolov4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2004. 10934, 2020.

[26] GE Z, LIU S, WANG F, et al. Yolox: exceeding YOLO series in 2021[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2107. 08430, 2021.

[27] LI X, WANG W, WU L, et al. Generalized focal loss: learning qualified and distributed bounding boxes for dense object detection[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 21002 - 21012.

[28] 周福阳, 郭康权, 张新月, 等. 农用柔性底盘前轮转向动力学研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(2): 401 - 411.
ZHOU Fuyang, GUO Kangquan, ZHANG Xinyue, et al. Research on front wheel steering dynamics of agricultural flexible chassis[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2): 401 - 411. (in Chinese)