

DOI: 10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2025.06.028

黄鹏飞, 薛新宇, 崔龙飞. 基于视觉—RTK 的苹果园植保机器人自主导航研究[J]. 中国农机学报, 2025, 46(6): 187—192

Huang Pengfei, Xue Xinyu, Cui Longfei. Research on autonomous navigation of plant protection robot in apple orchard based on Vision—RTK [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025, 46(6): 187—192

基于视觉—RTK 的苹果园植保机器人自主导航研究 *

黄鹏飞^{1, 2}, 薛新宇¹, 崔龙飞¹

(1. 农业农村部南京农业机械化研究所, 南京市, 210014; 2. 中国农业科学院研究生院, 北京市, 100081)

摘要: 针对标准化的宽行矮化密植苹果种植模式的特点, 设计一种基于视觉—RTK 的自主导航植保机器人自主导航系统。导航任务分为 2 个部分: 行间直行阶段应用 U—Net 语义分割网络提取边缘线拟合出导航线控制行间植保机器人的航向; 行头行尾转弯阶段通过预设 RTK 全局目标点对植保机器人运动轨迹进行控制, 发挥组合导航的优势。结果表明, 基于 RTK 全局规划的平均横向偏差为 0.1 m, 最大偏差为 0.3 m; 而基于视觉导航的平均横向偏差为 0.5 m, 最大偏差为 0.9 m。植保机器人导航系统基本满足苹果园自动导航任务的要求, 具有一定的可行性。

关键词: 植保机器人; 果园导航; 路径规划; 语义分割; 苹果

中图分类号:S24; TP29 文献标识码:A 文章编号:2095-5553 (2025) 06-0187-06

Research on autonomous navigation of plant protection robot in apple orchard based on Vision—RTK

Huang Pengfei^{1, 2}, Xue Xinyu¹, Cui Longfei¹

(1. Nanjing Institute of Agricultural Mechanization, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Nanjing, 210014, China; 2. Graduate School of Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing, 100081, China)

Abstract: Aiming at the characteristics of standardized wide-row dwarfing and densely planted apple planting mode, an autonomous navigation system for plant protection robot based on visual—RTK was designed in this paper. The navigation task was divided into two parts as follows: in the straight line stage, the edge lines extracted by U—Net semantic segmentation network were used to fit the navigation lines for independent navigation between rows. The motion trajectory of plant protection robot was controlled by RTK positioning point in the turning stage of the row head and tail, and the advantages of integrated navigation were exerted respectively. The results showed that the average lateral deviation of the global planning based on RTK was 0.1 m and the maximum deviation was 0.3 m, while the average lateral deviation of the visual navigation was 0.5 m and the maximum deviation was 0.9 m. The plant protection robot navigation system basically met the requirements of the automatic navigation task of the apple orchard and had certain feasibility.

Keywords: plant protection robot; orchard navigation; path planning; semantic segmentation; apple

0 引言

随着科技的发展, 机器人已被广泛应用于农业生产。自主导航技术作为机器人的关键技术一直是国内外学者关注的焦点, 机器人通过传感器对周围环境进行感知^[1], 通过控制决策算法实现精准定位、路径规划

等功能。在标准宽行矮化密植苹果园中, 由于苹果树冠层的遮挡和多路径效应干扰, RTK、GNSS 定位信号接收的精度不佳^[2], 在苹果园行间定位信息不准确; 视觉导航系统在苹果园环境中面临的图像背景复杂、干扰因素多等问题, 特别在果园行头行尾处受到光照、阴影、相机抖动等环境因素影响较大^[3], 影响视觉导航

收稿日期: 2024 年 5 月 17 日 修回日期: 2024 年 6 月 6 日

* 基金项目: 国家重点研发计划青年科学家项目(2022YFD2000700)

第一作者: 黄鹏飞, 男, 1997 年生, 江西宜春人, 硕士研究生; 研究方向为农业装备工程技术。E-mail: 770351230@qq.com

通讯作者: 薛新宇, 女, 1969 年生, 江苏苏州人, 博士, 研究员; 研究方向为植保机械与施药工程技术。E-mail: 735178312@qq.com

的准确性。

目前,国内外关于果园植保机器人的自主导航研究取得了许多成果。赖汉荣等^[4]提出一种基于视觉的兴趣区域的导航线提取方法,改进动态 ROI 区域划分算法,以实现导航线的更新。周俊等^[5]将利用视觉检测并获取障碍物的方向和距离信息,基于模糊逻辑对障碍物方向和距离进行处理,得到导航路径并进行验证。李会宾等^[6]采用拓展卡尔曼滤波算法优化三维激光雷达点云数据,结合差速模型和纯跟踪算法,实现自主行间导航。Malavazi 等^[7]利用深度信息开发自主导航系统,采用异常值惩罚、模型消除等方法改进。检测障碍物并提取导航线。Mostafa 等^[8]采用均值漂移算法对图像进行聚类,划分为 3 部分,利用大地类数据进行霍夫变换来提取导航路径。Shalal 等^[9]提出一种基于相机和激光雷达融合的树干检测算法以实现机器人的行间导航,算法通过检测并区分树木和非树木目标,提取导航路径。韩振浩等^[10]使用 U-Net 语义分割获取不同光照条件的果园道路,对生成的路径进行多段拟合,输出果园导航路径。肖珂等^[11]基于 Mask R-CNN 对道路与树干进行识别,提取道路和树干坐标,采用改进 RANSAC 算法提取前排树行线,筛选后排树干坐标点,拟合生成后排树行线,通过分析前、后排树行信息判断掉头方向。彭顺正等^[12]针对矮化密植种植环境,提出行阈值分割和行间区域方法,将目标和背景分离,并拟合道路左、右两侧边缘,提取几何中心点,生成导航基准线。综上所述,当前的研究通常基于果树干、树冠层、果园地面获取行间导航信息,但是果园行间环境复杂,特征信息提取难度大,果园行间导航精度不足;控制决策算法的复杂度高,在实际作业中需要较好的硬件支持,无法满足果园导航的实时性需求。

经过对国内外植保机器人自主导航关键技术的现状分析,针对苹果园特点设计一种基于视觉—RTK 的苹果园植保机器人自主导航系统,通过 RTK 实现苹果园行头、行尾的全局规划,通过视觉实现果园行间的局部规划,从而实现苹果园植保机器人在果园行间的航向控制并能够在行尾和地头处进行转弯。

1 苹果园植保机器人导航系统设计

通过对标准宽行矮化密植苹果园进行调研,实际苹果园测得标准宽行矮化密植苹果园中果树的株距为 1.5~2.0 m,行距为 3.5~5.0 m。如图 1 所示,苹果园植保机器人采用履带底盘,履带底盘的上方安装固定导航控制柜和传感器支架;导航控制柜主要用于集中安装并实现隔离供电,为各模块提供安全防护;传感

器支架安装在导航控制柜上方,安装部署感知模组,便于根据实地苹果园场景调节传感器的安装高度和角度,便于收集信息。

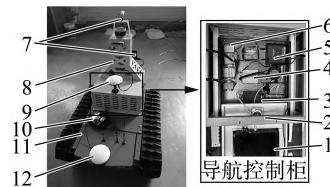


图 1 植保机器人整体构成示意图

Fig. 1 Overall diagram of plant protection robot

- 1. 工业控制计算机 2. IMU 模块 3. 图像处理模块
- 4. 司南导航模块 5. 4G 工业路由器 6. 电源模块 7. 双目相机
- 8. 传感器支架 9. RTK 从天线 10. 履带底盘遥控器
- 11. 履带底盘 12. RTK 主天线

如图 2 所示,苹果园植保机器人的导航系统由感知模组、决策模组、执行模组、交互模组、电源模组 5 个部分构成。其中交互模组为操作人员了解植保机器人的实时运行情况,电源模组为各个模组提供独立的电源供应。

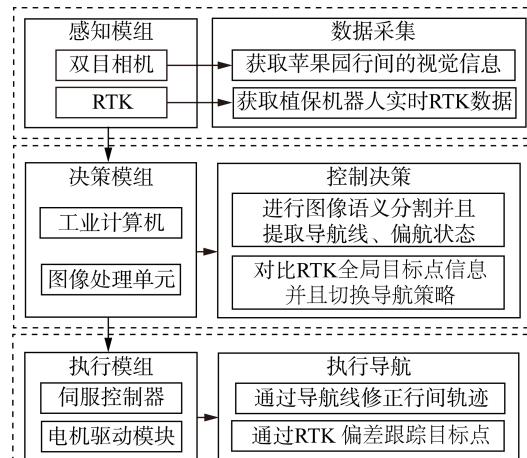


图 2 苹果园植保机器人导航模组功能框图

Fig. 2 Functional block diagram of self-leading aircraft module of plant protection robot

苹果园植保机器人主要模组为感知模组、决策模组、执行模组。感知模组包括视觉传感器和 RTK 模块,在苹果园植保机器人行进的过程中采集果园的图像信息和 RTK 信息;决策模组包括工业计算机和图像处理模块,系统为 Ubuntu 18.04 LTS,由 4G 工业路由器连接各个模组并进行相互通信,决策模组实时控制植保机器人的运动状态以及导航策略的切换;执行模组控制相关执行器和伺服控制器,调整植保机器人履带底盘运行状态。

2 苹果园环境感知与场景解析

2.1 苹果园数据采集和构建数据集

苹果园数据采集的主要地点为山东省烟台市大户苹果园、江苏省南京市六合金牛湖苹果园,采集时期为

2022年8月—2023年10月,采集不同标准宽行矮化密植苹果园的行间图像数据。通过多维度监测苹果树全生育期及果园内果树形态特征,系统记录不同光照条件下的生长状态并开展图像采集工作^[13],满足语义分割网络的特征提取训练需求。

试验机具为植保机器人、工控机(Ubuntu 18.04 LST系统、i7-12700H、内存16 GB、固态硬盘2 TB)、英特尔RealSense D435i、RealSense D455双目相机、IMU模块、RTK模块。数据采集时通过手动控制植保机器人行驶在苹果园行间,启动固定在植保机器人传感器支架上的双目相机、IMU模块、RTK模块,调试后录制数据包。

从收集苹果园行间的30 000张图片中筛选并分类,选取800张图片(位深24位,分辨率1 280像素×720像素)进行数据集制作,采用Labelme工具对图片进行语义标注。根据研究目标,将语义标签分为5个类别:Background(背景)、Road(苹果园路面)、Sky(天空)、Steel(苹果树干)、Trunk(钢杆)。为防止训练过程出现过拟合,同时扩充训练集样本,通过调用ImageAug库对训练集图片进行几何变换、亮度和饱和度变换、高斯模糊等数据增强手段^[14],使得图像数据样本更加丰富和均匀,有效增强模型鲁棒性。

2.2 模型训练结果和预测效果

根据苹果园语义分割的实时性和准确性要求,采用U-Net语义分割网络框架并使用VGG16的预训练模型权重,选择ResNet作为主干网络进行模型训练。对于构建的数据集,随机地将90%的图像划分为训练集,5%划分为验证集,剩余的5%作为测试集。U-Net语义分割模型的训练参数,如表1所示。

表1 模型训练参数

Tab. 1 Model training parameter

训练参数	数值	训练参数	数值
批大小	8	初始学习率	0.01
权重衰减	0.000 5	迭代次数	500

为评估U-Net语义分割模型的训练效果,本研究选择平均交并比($mIoU$)作为评价指标,通过计算 $mIoU$,对模型在各个类别上的训练结果进行量化评估,如图3所示。

$$mIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}} \quad (1)$$

式中: k ——标签类别,取5;

p_{ij} ——真实值为*i*,预测为*j*类别的数量;

p_{ii} ——被正确分类的类别数量;

p_{ji} ——真实值为*j*,预测为*i*类别的数量。

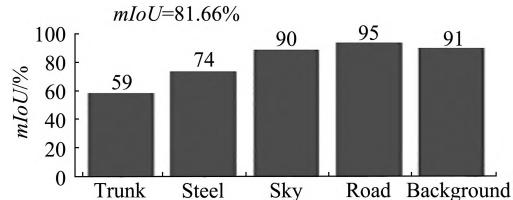


图3 U-Net语义分割模型mIoU平均交并比

Fig. 3 U-Net semantic segmentation model $mIoU$ intersection

如图4所示,U-Net语义分割模型能够清晰分割出果园中的道路和果树区域,苹果园路面的识别率约为95%,苹果园天空的识别率约为90%,表现出较好的语义分割性能。使用高准确率的Background、Road、Sky作为导航线提取的语义信息。在语义分割的模型评价指标中,Steel和Trunk的语义分割评估指标 $mIoU$ 较低,主要原因:(1)目标边缘信息提取不足:U-Net的编码器(encoder)逐步降采样输入图像,易捕获多尺度的层次特征。Steel和Trunk的边缘信息不明显,U-Net无法有效提取这些细节^[10]。(2)训练集标注不准确:标注过程中Steel和Trunk是小目标,标注过程困难和标注结果不准确,训练出来的模型出现误差^[15],从而影响分割效果。(3)环境中的影响:在实际环境中的环境、光照、震动因素干扰分割任务^[16]。



(a) 苹果园行间语义分割

(b) 苹果园行头语义分割

图4 苹果园的语义分割预测

Fig. 4 Semantic segmentation prediction of apple orchard

在苹果园的语义分割预测图中,Road(苹果园路面)、Sky(天空)要素分割效果较好,Steel(苹果树干)、Trunk(钢杆)要素分割出现较为明显错误,后续的任务中不使用Steel和Trunk这2类分割精度较低的语义信息。

2.3 基于边缘检测的导航线提取

如图5(b)所示,通过语义分割对苹果园行间图像提取语义信息:Background为黑色区域、Road为灰色区域、Sky为白色区域。如图5(c)所示,选取3个类型中的最大连通区域的边缘线段即:黑色区域与白色区域的边缘线,黑色区域与灰色区域的边缘线。随后,调用高斯滤波器对提取的边缘线段进行平滑去噪后如图5(d)所示,整个道路、天空要素清晰,背景要素消除了干扰。调动Numpy库的Ninspace从图5(d)的边缘线中均匀提取坐标点,然后通过最小二乘法拟合这些坐标点,以生成连续的导航线。

图6(a)为植保机器人在苹果园中通过双目相机

获取的当前视频帧画面,平均帧数为 60 f/s,图 6(b)为通过 U—Net 语义分割网络对画面进行语义分割,平均帧数为 12 f/s,图 6(c)为应用语义分割网络提取图片信息的边缘线拟合出导航线,平均帧数为 5 f/s,在图 6 视频画面中,3 个窗口的视频帧有一定程度延迟、画面不一致的情形。

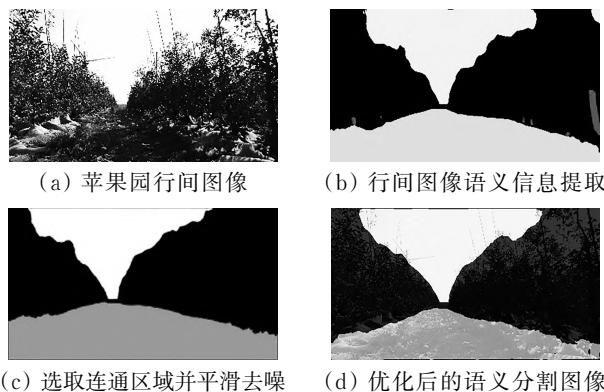


图 5 苹果园行间图像的语义分割处理

Fig. 5 Semantic segmentation of interline image of apple orchard

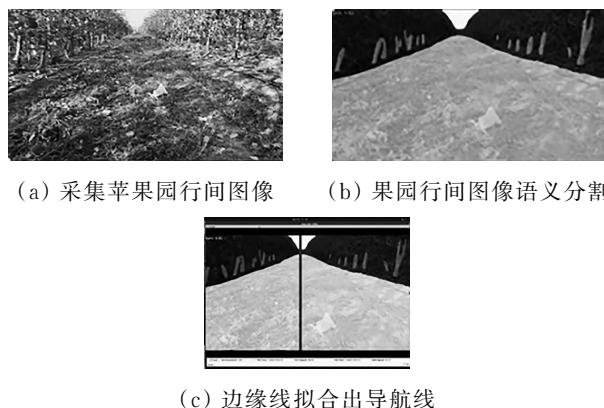


图 6 基于语义信息的边缘线提取示意图

Fig. 6 Edge line extraction diagram based on semantic information

3 果园全局与局部路径规划的方法研究

全局规划通常是作为事前规划,在已知环境中规划路径,其规划精度取决于环境获取的准确度,全局规划可以找到最优解。然而,当环境发生变化且地图未及时更新时,该方法效果一般,不能达到预期效果^[17],因此,在动态环境中需要结合局部规划和全局规划来实现更加灵活和可靠的路径^[18],采用视觉—RTK 组合导航避免在苹果园行内 RTK 定位信号遮挡导致的定位误差问题,苹果园行头行尾光线直射和抖动等因素导致语义分割模型失效,致使植保机器无法获得实时的航修正信息的缺陷。

如图 7 所示,针对标准宽行矮化苹果园的特点,采用视觉—RTK 组合进行导航,将导航过程分为 2 个阶

段:行间直行阶段应用 U—Net 语义分割网络提取的边缘线拟合出导航线,通过判断导航线与果园行间中心线的偏航状态,对植保机器人的航向进行调整,实现苹果园行间的自主导航;行头行尾转弯阶段获取当前植保机器人 RTK 数据,当前 RTK 解为高精度的固定解且与预设的 RTK 全局目标点在设定的阈值范围内时^[19],判断植保机器人处于行头行尾,系统切换转弯策略,将预设的 RTK 全局目标点设置为植保机器人的目标跟踪点。当植保机器人无法判断自身情况时,其会关闭底盘驱动器,停止运动,请求人工干预。

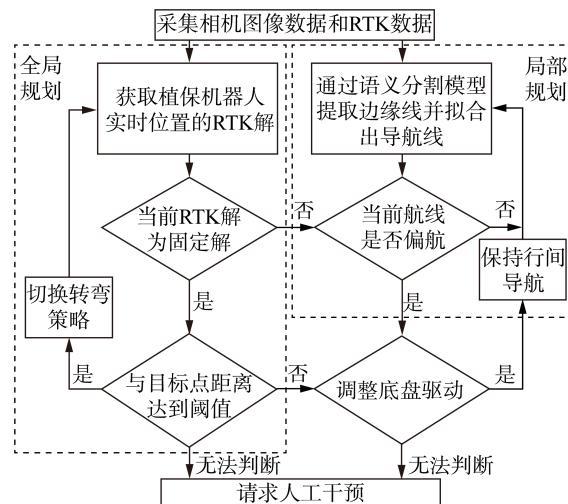


图 7 路径规划程序流程

Fig. 7 Flowchart of the path planning procedure

如图 8 所示,点 0、1、2、3、4、5、6 为已通过的预设 RTK 全局目标点,点 7、8、9 为未通过的预设 RTK 全局目标点。预设 RTK 全局目标点按“弓字形”的路径顺序录入系统文件中,确保植保机器人按照顺序经过这些全局目标点。在行头行尾的转弯阶段:获取当前植保机器人 RTK 定位数据,RTK 有几种不同的解状态,固定解是最准确的定位结果,而浮点解和单点解的精度相对较低,无效解表示无法获得可用的定位结果。当前 RTK 解为高精度的固定解且与预设的 RTK 全局目标点在设定的阈值范围内时,判断植保机器人处于行头行尾,系统切换转弯策略,距离阈值设置为 3 m。

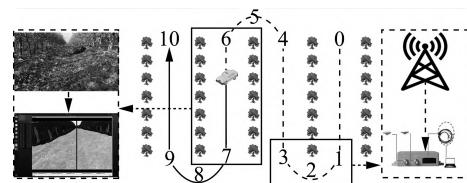


图 8 果园路径规划示意图

Fig. 8 Schematic diagram of orchard path planning

如图 8 所示的直线路径,点 6~点 7 的路径为植保机器人正在进行的基于视觉局部规划的路径,在行间直行阶段:应用 U—Net 语义分割网络提取的边缘线拟

合出导航线,通过判断导航线与果园行间中心线的偏航状态,对植保机器人的航向进行调整,实现果园行间的自主导航,若果园植保机器人行驶到最后一个RTK全局目标点,即点10为终止点,则导航结束。

4 试验结果及分析

为验证苹果园植保机器人自动导航系统的性能和精度,进行苹果园“弓字形”路径规划轨迹试验。此试验旨在评估机器人在果园复杂环境中的导航能力,并对试验结果及误差进行分析。

试验选定山东省烟台大厂苹果园($121^{\circ}48'2''E$, $37^{\circ}43'6''N$),如图9(a)所示。该果园位于山地地形上,布局相对统一。试验中使用RTK模块,标记需要进行植保作业的区域,并明确定义了作业的起始点和终点。试验路径分为行间直行阶段和行头、行尾转弯阶段,如图9(b)所示。路径规划旨在确保机器人有效覆盖果园内的果树行,同时保持路径的连续性和平滑性,使机器人能够在果树行之间来回穿梭。



(a) 植保机器人果园自主导航试验图 (b) 路径轨迹示意图

图9 苹果园“弓字形”路径规划轨迹示意图

Fig. 9 Schematic diagram of the path planning trajectory of the orchard “bow shape”

1) 收集实际数据:首先收集苹果园的实际地形和布局数据,包括果树位置、行间距离、树与树的间隙、园区边界等信息。对收集到的数据进行分析,了解果园的布局特点,例如是否存在不规则形状的果树行,行间距是否均匀以及路径上是否有遮挡物等情况。

2) 制定路径规划策略:基本航线是由无人机航拍的底图,根据树影进行航空规划,如图8所示,确定合适的起始点、终点和转折点,考虑果树的排列方式和行间距离,避开障碍物等因素。

3) 实地验证和调整:在实际果园环境中进行路径规划轨迹的实地验证,规划的轨迹是否符合预期,是否避开了障碍物和避免碰撞果树,根据验证结果,对参数进行调整和优化。

4) 如图10所示,标准宽行矮化密植苹果园的实地测量数据显示,果树行的行长为60 m,苹果树株距为1.5~2.0 m,行距为3.5~5.0 m。该规划将导航过程分为两个阶段:苹果园的行头和行尾转弯阶段的运动轨迹以倾斜线段表示,行间直行阶段的运动轨迹则用横向线段表示。

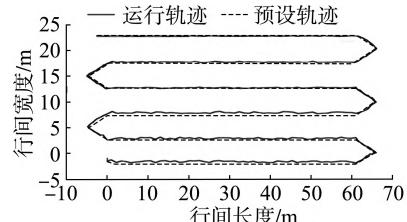


图10 苹果园“弓字形”植保机器人预定轨迹和运行轨迹

Fig. 10 Predetermined trajectory and running trajectory of orchard “bow shaped” plant protection robot

在标准宽行矮化密植苹果园“弓字形”自主导航试验中,进行初步的实地测试。试验中,植保机器人的行驶速度设定为1.0 m/s,同时利用IMU记录车辆的运行状态。通过设定机器人的预定路径,并在实地运行中提取实际路径,进行预定路径与实际路径的对比分析。

在植保机器人运行过程中,通过每秒一次取样,对比预定路径和实际提取路径的横向误差,以计算和评估导航精度。利用IMU测量植保机器人的横向实际导航误差,即机器人实际行驶路径与预定路径之间的偏差,如图11所示。试验中,设定植保机器人以1.0 m/s的速度进行导航。基于U-Net的视觉导航试验中,平均横向偏差为0.5 m,最大偏差达到0.9 m;而基于RTK的全局规划试验中,平均横向偏差仅为0.1 m,最大偏差为0.3 m。

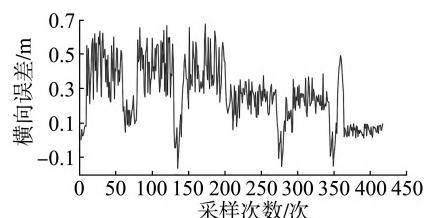


图11 苹果园植保机器人自主导航试验的横向误差

Fig. 11 Lateral error diagram of autonomous navigation experiment of plant protection robot in apple orchard

5 结论

1) 当前苹果园自主导航研究,国内外主流研究通常基于果树干、树冠层、果园地面获取行间导航信息,但是果园行间环境复杂,特征信息提取难度大,果园行间导航精度不足;控制决策算法的复杂度高。采用视觉-RTK组合导航的方式,导航任务分为2个部分:行间直行阶段应用U-Net语义分割网络提取的边缘线拟合出导航线进行行间的自主导航;行头行尾转弯阶段通过RTK全局定位点对植保机器人运动轨迹进行控制,分别发挥组合导航的优势。

2) 苹果园植保机器人自主导航的相关试验结果,标准宽行矮化密植苹果园的果树行的行长为60 m,苹果树株距为1.5~2.0 m,行距为3.5~5.0 m,苹果园植保机器人以1.0 m/s的速度行进,基于RTK全局

规划的平均横向偏差为 0.1 m, 最大偏差为 0.3 m, 而基于视觉导航的平均横向偏差为 0.5 m, 最大偏差为 0.9 m, 处理图像平均耗时 0.2 s/帧。试验结果表明, 植保机器人导航系统基本满足苹果园自动导航任务的要求, 具有一定的可行性, 为未来植保机器人导航系统的改进和优化提供有效参考。

参 考 文 献

- [1] 韩树丰, 何勇, 方慧. 农机自动导航及无人驾驶车辆的发展综述[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2018, 44(4): 381—391.
- [2] 王宝梁, 索明何, 刘大诚. 基于开放式结构的多功能农业机器人设计[J]. 中国农机化学报, 2019, 40(3): 179—184.
Wang Baoliang, Suo Minghe, Liu Dacheng. Design of a multifunctional agricultural robot [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2019, 40(3): 179—184.
- [3] 孟志军. 农机信息化智能化应用发展趋势[J]. 农机市场, 2022(3): 25—26.
- [4] 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 the visual navigation system for a maize weeding robot [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(1): 18—27.
- [5] 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.
- [6] 李会宾, 韩伟, 史云. 果园作业机器人的自主行间导航系统研究[J]. 中国农业信息, 2019, 31(4): 51—64.
- [7] Malavazi F B P, Guyonneau R, Fasquel J B, et al. LiDAR-only based navigation algorithm for an autonomous agricultural robot [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 154: 71—79.
- [8] Mostafa S, Chen X, Christopher P, et al. Modelling and simulation of a non-holonomic omnidirectional mobile robot for offline programming and system performance analysis [J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2018, 87: 155—169.
- [9] Shalal N, Low T, Mccarthy C, et al. Orchard mapping and mobile robot localisation using on-board camera and laser scanner data fusion—Part A: Tree detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 119: 254—266.
- [10] 韩振浩, 李佳, 苑严伟, 等. 基于 U—Net 网络的果园视觉导航路径识别方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(1): 30—39.
Han Zhenhao, Li Jia, Yuan Yanwei, et al. Path recognition of orchard visual navigation based on U—Net [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1): 30—39.
- [11] 肖珂, 夏伟光, 梁聪哲. 复杂背景下果园视觉导航路径提取算法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 197—204, 252.
Xiao Ke, Xia Weiguang, Liang Congzhe. Visual navigation path extraction algorithm in orchard under complex background [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 197—204, 252.
- [12] 彭顺正, 坎杂, 李景彬. 矮化密植枣园收获作业视觉导航路径提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(9): 45—52.
Peng Shunzheng, Kan Za, Li Jingbin. Extraction of visual navigation directrix for harvesting operation in short-stalked and close-planting jujube orchard [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 33(9): 45—52.
- [13] Jiang A, Noguchi R, Ahamed T. Tree trunk recognition in orchard autonomous operations under different light conditions using a thermal camera and Faster R—CNN [J]. Sensors, 2022, 22(5): 2065.
- [14] 沈文龙, 薛金林, 汪东明, 等. 农业车辆视觉导航控制系统[J]. 中国农机化学报, 2016, 37(6): 251—254.
Shen Wenlong, Xue Jinlin, Wang Dongming, et al. Visual navigation control system of agricultural vehicles [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2016, 37(6): 251—254.
- [15] Li S, Zhang M, Ji Y, et al. Agricultural machinery GNSS/IMU-integrated navigation based on fuzzy adaptive finite impulse response Kalman filtering algorithm [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 191: 106524.
- [16] 郭祥雨, 薛新宇. 基于机器视觉的水稻制种田导航线提取方法[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(5): 197—201.
Guo Xiangyu, Xue Xinyu. Extraction of navigation lines for rice seed farming based on machine vision [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42 (5) : 197—201.
- [17] 姚杰, 张春雨, 彭勇, 等. 基于计算机视觉的小麦收获边缘导航线提取方法[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(2): 215—220.
Yao Jie, Zhang Chunyu, Peng Yong, et al. Extraction method of wheat harvesting edge navigation line based on computer vision [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(2): 215—220.
- [18] Cao Chao, Trautman P, Iba S. Dynamic channel: A planning framework for crowd navigation [J]. 2019 International Conference on Robotics and Automation, 2019: 5551—5557.
- [19] Du Y, Saha S S, Sandha S S, et al. Neural-kalman GNSS/INS navigation for precision agriculture [J]. 2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2023: 9622—9629.