

DOI: 10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2026.02.018

赵营营, 许燕, 周建平, 等. 基于机器视觉的红花采摘机器人自主导航方法研究[J]. 中国农机化学报, 2026, 47(2): 121-128, 137

Zhao Yingying, Xu Yan, Zhou Jianping, et al. Autonomous navigation system for safflower picking robot based on machine vision [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2026, 47(2): 121-128, 137

基于机器视觉的红花采摘机器人自主导航方法研究*

赵营营¹, 许燕^{1, 2}, 周建平^{1, 2, 4}, 崔超¹, 王小荣^{1, 2, 3}, 陈金荣¹

(1. 新疆大学机械工程学院, 乌鲁木齐市, 830017; 2. 新疆维吾尔自治区农牧机器人及智能装备工程研究中心, 乌鲁木齐市, 830017; 3. 新疆大学工程训练中心, 乌鲁木齐市, 830017; 4. 新疆工程学院机电工程学院, 乌鲁木齐市, 830023)

摘要:针对红花采摘机器人受到植株生长杂乱、田间环境复杂等因素影响导致的导航线提取精度低、运行速度慢等问题, 提出一种基于机器视觉的自主导航方法以提高采摘机器人的自主行走精度和效率。首先利用单目相机采集机器人前方的作物行信息, 将图像进行超绿特征灰度化处理, 经过二值化及形态学滤波后采用 SUSAN 角点法进行特征点提取, 以改进的 K-means 聚类算法对红花作物行特征点进行聚类, 并利用最小二乘法进行作物行线拟合提取导航线。其次采用改进纯追踪控制算法对导航线进行跟踪, 完成导航作业过程, 并利用 MATLAB 搭建模型进行算法仿真。试验结果表明, 红花采摘机器人总体导航线提取准确率为 95.8%, 平均处理时间为 68.2 ms, 能够较为准确地提取出导航线; 在试验田环境下, 直线导航平均跟踪误差为 3.32 cm, 曲线导航平均跟踪误差为 5.18 cm。所提出的基于机器视觉的自主导航方法能快速有效提取导航线, 精准度高, 导航效果较好。

关键词:红花采摘; 田间自主导航; 机器视觉; 作物行检测; 路径跟踪

中图分类号:S244.29 **文献标识码:**A **文章编号:**2095-5553(2026)02-0121-09

Research on autonomous navigation system for safflower picking robot based on machine vision

Zhao Yingying¹, Xu Yan^{1, 2}, Zhou Jianping^{1, 2, 4}, Cui Chao¹, Wang Xiaorong^{1, 2, 3}, Chen Jinrong¹

(1. College of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi, 830017, China; 2. Xinjiang Uygur Autonomous Region Agricultural and Animal Husbandry Robot and Intelligent Equipment Engineering Research Center, Urumqi, 830017, China; 3. Engineering Training Center, Xinjiang University, Urumqi, 830017, China; 4. College of Mechanical and Electrical Engineering, Xinjiang Institute of Engineering, Urumqi, 830023, China)

Abstract: Aiming at the safflower picking robot's low precision of navigation line extraction and slow running speed caused by the influence of plant growth disorder and complex field environment, a machine vision-based autonomous navigation method is proposed to improve the autonomous walking precision and efficiency of the picking robot. Firstly, the monocular camera was used to collect the crop row information in front of the robot, the image was grayscale processed by exceed-green features, and the SUSAN corner point method was used to extract the feature points after binarization and morphological filtering, and the safflower crop row feature points were clustered by the improved K-means clustering algorithm, and the least squares method was used to fit the crop row lines to extract the navigation lines. Secondly, the improved pure pursuit control algorithm was used to track the navigation line to complete the navigation operation process. The model was built by using MATLAB for algorithm simulation. The experimental results showed that the overall navigation line extraction

收稿日期: 2024 年 3 月 18 日 修回日期: 2024 年 4 月 30 日

* 基金项目: 新疆维吾尔自治区青年科学基金项目(2023D01C190); 新疆维吾尔自治区天山英才——科技创新领军人才项目(2022TSYCLJ0044); 新疆维吾尔自治区创新团队项目(2022D14002)

第一作者: 赵营营, 女, 1993 年生, 河南周口人, 硕士; 研究方向为智能农牧装备。E-mail: 1966603959@qq.com

通讯作者: 许燕, 女, 1975 年生, 乌鲁木齐人, 教授, 博导; 研究方向为农牧机器人及智能装备工程。E-mail: lilixiu_z@163.com

accuracy of the saffron picking robot was 95.8%, the average processing time is 68.2 ms, and the navigation line could be extracted accurately. In the test field setting, the average tracking error of linear navigation is 3.32 cm, and the average tracking error of curve navigation is 5.18 cm. The autonomous navigation method based on machine vision proposed in this paper can quickly and effectively extract navigation lines, with high accuracy and good navigation effect.

Keywords: safflower picking; autonomous navigation in the field; machine vision; crop row detection; path tracing

0 引言

红花属菊科一年或两年生草本植物,是一种特殊的经济作物,在医药、食品、化工等领域具有广阔的应用前景。新疆红花种植面积广、产量大,年产量占全国的80%^[1]。然而,红花的采摘主要依赖于人工操作,工作强度大,采摘效率低,并易伤及劳动者手部,红花采收期短,与番茄、棉花等作物收获期重合,劳动力的供不应求制约了红花相关产业的发展。利用红花采摘机器人进行自主导航作业,可以降低劳动强度和采摘成本,提高作业精度和工作效率^[2]。

目前,农业机器人导航技术主要有全球导航卫星系统、惯性导航系统、激光雷达以及机器视觉导航系统等^[3-5]。其中,惯性导航系统误差会随时间不断累积导致长时间工作后精度无法保证。激光雷达导航系统需获取大量的点云信息,存在冗余信息多、特征点提取难、设备成本高的问题。全球导航卫星系统抗干扰性差,容易受到周围环境较高物体的遮挡导致信号丢失,无法实现准确的导航定位^[6]。与激光雷达和全球导航卫星定位技术相比,机器视觉导航技术能够实时获取田间图像信息,全面反映农田作物及障碍物的相对位置,具有语义信息丰富、探测范围广、精度高、易于维护、实时性能好、成本可控等优点^[7]。

Yun等^[8]采用基于Kinect V2采集的深度图像分割垄脊和垄沟,横向偏差平均值为1.38 cm;Gai等^[9]使用深度相机在GPS信号不佳时检测作物行,在玉米和高粱场景进行试验,平均横向偏差分别为3.4 cm和3.6 cm;Zhai等^[10]采用立体视觉匹配方法检测多行作物中心线,检测准确率为92.78%,图像平均处理时间为634 ms;潘胜权等^[11]提出基于多纹理特征融合的麦田收割边界检测方法,收割边界平均检测率为89.45%;赖汉荣等^[12]提出基于感兴趣区域实时更新的玉米苗带检测及导航线提取方法,每帧图像平均处理时间为87.39 ms。综上,机器视觉导航技术对于作物行的检测和导航路径的提取在准确性、实时性、稳定性方面都具有良好的效果,但在运算速率上仍有提高的空间。采摘机器人在复杂田间的稳定行走以及准确的路径跟踪也是自主导航的关键技术,具有重要意义。孟庆宽等^[13]针对农机车辆设计一种基于改进粒子群优

化算法的模糊控制器,实现对轨迹的准确跟踪;吴正开等^[14]基于几何跟踪方法的特点建立模型,获得最优权重分配,实现自适应跟踪,横向偏差小于0.05 m;潘世举等^[15]提出将横向偏差作为反馈,对纯跟踪控制算法进行补偿,提高路径跟踪精度;张朝宇等^[16]设计基于车辆运动学模型和几何模型的模糊自适应纯追踪控制器,行驶速度为0.8 m/s时,最大跟踪偏差为0.039 m;崔冰波等^[17]利用增益系数使Stanley模型路径跟踪算法实现自适应,提高了对不同路径的自适应能力。

本文针对红花植株生长杂乱以及田间环境复杂等问题,提出基于机器视觉的红花采摘机器人自主导航方法。基于SUSAN角点检测法与改进K-means聚类算法的特征点提取方法,利用最小二乘法拟合作物行并提取出导航线,以两轮差速机器人运动学模型为基础建立导航跟踪控制模型,并进行试验验证导航系统的性能。

1 红花采摘机器人结构及工作原理

1.1 机器人整体结构

红花采摘机器人主要包括轮式底盘、采摘机构、工业相机、控制箱、控制终端等,如图1所示,其中轮式底盘采用前轮差速转向并驱动,整体尺寸(长×宽×高)为1 600 mm×1 200 mm×1 400 mm,搭载锂电池,可保证整机续航时间≥6 h。工业相机选用海康威视相机(DS-2CD7A4E/SA-LS),焦距为2.8 mm,分辨率为1 920像素×1 080像素,安装在轮式底盘前端,高度为1 m,俯视角为30°,用于红花植株行垄识别。控制终端主要功能为处理采集的图像信息,获取导航线,生成控制策略等。控制箱由STM32单片机、继电器和驱动器等组成,控制底盘、机械臂、末端执行机构及花丝收集机构的动作。采摘机器人的采摘机构由双目识别相机、Delta并联机械臂、切割式末端执行机构、负压花丝收集机构等组成,用于机械式红花采摘。

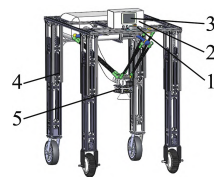


图1 红花采摘机器人底盘结构

Fig. 1 Chassis structure of safflower picking robot

1. 工业相机 2. 控制箱 3. 控制终端 4. 轮式底盘 5. 采摘机构

1.2 工作原理

在田间自主行走模式下,前端工业相机所采集的图像传输至控制终端进行图像处理获得红花植株导航线通过坐标转换与底盘所估计姿态进行对比,计算出底盘与植株行垄间的横向偏差和航向偏差,并与 STM32 通信进行处理计算出底盘转角与车轮速度,通过反解计算出差速底盘的两车轮速度,与电机驱动器通信,控制底盘行走与转向,完成红花采摘机器人的导航线提取及路径跟踪控制(图 2)。同时,STM32 对采摘机构进行控制,完成红花采摘机器人的采摘工作。

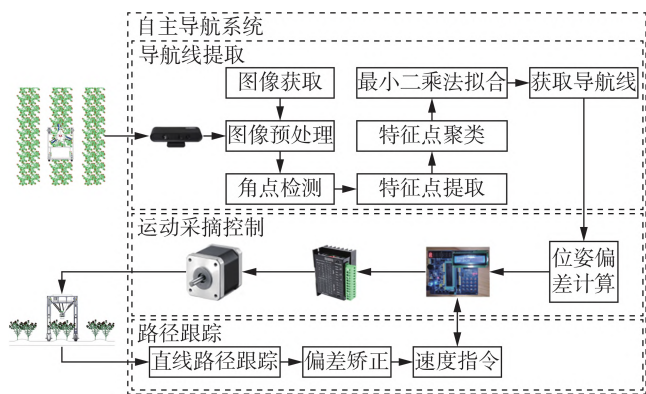


图 2 导航控制系统工作原理

Fig. 2 Working principle of the navigation control system

2 作物行检测与导航线提取方法

2.1 红花田样本采集

图像采集地点为新疆维吾尔自治区塔城地区裕民县红花试验田,图像采集时红花植株为成熟期,一垄两行,株距为 25 cm、行距为 40 cm、垄距为 60 cm,平均株高为 50 cm、植株平均幅展为 35 cm。采集场景包含不同程度光照、不同程度杂草量和一天当中不同时段下的红花田图像。使用海康威视工业相机采集图像,相机安装在三脚架正前上方,如图 3 所示,距离地面高度 1 m,倾角为 30°,图像大小为 1 920 像素×1 080 像素。帧率为 12 FPS。视频以 AVI 格式保存。



图 3 红花田作物行数据采集

Fig. 3 Image acquisition of crop rows in safflower fields

1. 相机支撑架 2. 工业相机 3. 红花植株

2.2 图像预处理

在采集的田间图像中,红花植株与土地有明显的颜色差别,红花植株为绿色,红花花朵为红色,土地为灰褐色,但田间存在杂草以及枝叶交叉的情况,为更好地实现植株与背景土壤的分割,先对 RGB 彩色图像

的颜色分量进行归一化处理,如式(1)所示。

$$b = \frac{B}{B+G+R}, g = \frac{G}{B+G+R}, r = \frac{R}{B+G+R} \quad (1)$$

式中: B, G, R ——图像的颜色分量值;

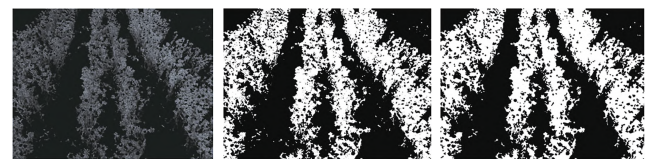
b, g, r —— B, G, R 归一化后的颜色分量值。

由于植株在图像色彩空间中绿色分量突出,将归一化后的图像对绿色分量进行增强,可滤除枯草和土壤噪声。选择经典的 EXG 超绿特征算法进行计算^[18],计算如式(2)所示。

$$E(x, y) = 2g - r - b \quad (2)$$

式中: $E(x, y)$ ——EXG 处理后像素点 (x, y) 处的灰度值。

将图 3 所示原始图像经超绿特征算法转换为灰度图像,如图 4(a)所示,提高植株与土壤背景的对比度,滤除不同光照因素的影响,有利于土壤背景的去。彩色图像经超绿特征算法转换为灰度图像后,仍不能精确获得图像中红花植株的像素坐标,需要对图像进行二值化处理,分割出红花植株像素和背景像素。对灰度图像进行最大类间方差法分割,获得二值图像,如图 4(b)所示,图像中白色像素点为红花植株像素点,黑色为红花花丝和土壤背景。由于垄行间及红花植株间会存在杂草,使二值图像出现空洞噪声,再加上红花花丝为红色,导致在二值图像中增加了空洞噪声,间接影响导航线的提取精度。因此,对二值图像形态学处理操作^[19],经过两次膨胀、腐蚀、开运算、闭运算后去除了小面积噪点,如图 4(c)所示,保持作物行垄轮廓基本形状特征不变。



(a) 超绿灰度图 (b) 二值化图 (c) 形态学处理

图 4 红花田图像数据预处理

Fig. 4 Preprocessing of image data in safflower fields

2.3 特征点确定及作物行线性拟合

2.3.1 特征点提取

红花植株呈伞状生长,叶片相对较小,大量的枝叶交叠,难以用基于轮廓检测等方法识别出红花整株形态。选用 SUSAN 角点法对去噪后的二值图像进行角点检测,出现角点的位置主要集中于植株交叠处、整垄植株的边缘处或者红花花丝处,均为红花植株的生长区域。由此提取到的特征点能够全面反映红花植株行的生长信息。

SUSAN 算法是使用一个圆形窗口对图像每个像素点进行遍历扫描,圆形窗口的中心为核,计算圆形窗

口区域内的各点与核的灰度差值,小于某一固定值则归为 USAN 区域,计算出 USAN 区域的总和小于某一阈值时,圆形窗口中的核所在点即为要检测的角点^[12],提取算法步骤有 2 个方面。

1) 选用 37 像素的圆形窗口,并在图像上遍历每一个像素点,比较窗口中各点与核的像素值,计算灰度差值,判别是否属于 USAN 区域,判别函数如式(3)所示。

$$c(x_i, y_i; x_0, y_0) = \begin{cases} 1 & |I(x_i, y_i) - I(x_0, y_0)| \leq t \\ 0 & |I(x_i, y_i) - I(x_0, y_0)| > t \end{cases} \quad (3)$$

式中: (x_0, y_0) ——圆形窗口中心点;

(x_i, y_i) ——窗口其余各点;

$I(x_i, y_i)$ ——点 (x_i, y_i) 处的像素值;

t ——灰度值相似度阈值。

2) 圆形窗口在图像上按顺序遍历完每个像素点,比较完窗口中心点与其余非中心各点的灰度值后,对 $c(x_i, y_i; x_0, y_0)$ 进行累加统计。

$$n(x_0, y_0) = \sum_{(x_i, y_i) \in \Omega} c(x_i, y_i; x_0, y_0) \quad (4)$$

式中: $n(x_0, y_0)$ ——窗口中心 (x_0, y_0) 处的 USAN 的像素数量和;

Ω ——整个窗口区域。

当 $n(x_0, y_0)$ 的值小于阈值 g , 则认定为可能的角点, $n(x_0, y_0)$ 在角点处取得极小值, 当其满足角点响应函数, 则判定其为角点。角点响应函数如式(5)所示。

$$R(x_0, y_0) = \begin{cases} g - n(x_0, y_0) & n(x_0, y_0) < g \\ 0 & n(x_0, y_0) \geq g \end{cases} \quad (5)$$

其中, g 为固定的阈值, 直接决定圆形窗口与核像素相似区域的最大值, 为避开边缘点获取准确角点, g 取值需小于圆形窗口面积的 $1/2$ 。 $R(x_0, y_0)$ 表示角点响应强度, 角点响应 $R(x_0, y_0)$ 在角点处取得极大值。

随机选取 100 幅田间图像进行不同阈值下的 SUSAN 角点检测, 比较角点检测结果, 分析角点数量及分布情况。由于是对二值图像进行角点检测, 像素值仅两种情况, 因此 t 的取值固定为 0, 而 g 取值越小检测到的角点越尖锐。经试验验证, g 的最佳取值为 18。所获取角点分布均匀, 如图 5 所示, 能够准确表示作物行的轮廓特征。

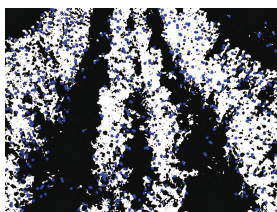


图 5 红花田图像数特征点提取

Fig. 5 Extraction of feature points from safflower field images

2.3.2 改进 K-means 聚类算法

特征点提取后获取到代表作物行信息的特征点主要集中于红花植株行间, 由于图像中有多行植株, 因此需要将每行区域中的特征点分别聚类以便于对每行作物进行作物行直线拟合。K-means 聚类算法是一种无监督学习算法, 基于样本特征进行聚类, 将样本集中所有样本划分到提前设定的 K 类中, 每个样本只归为一类。K-means 聚类算法原理简单、运行效率高, 但需要预先设定 K 值, 并且只能聚类凸的数据, 即聚类的形状一般是球状或圆形, 然而相机所采集图像数据存在透视现象, 红花作物呈斜线向上延伸状态, 图像底部行间距大行数较少, 图像顶部行间距小行数较多。传统的 K-means 聚类需设定好 K 值, 对图像含有不同行数时适应性较差, 并且会将不同行的作物特征点聚为一类, 不能完整地同一行作物特征点聚为一类。因此, 对 K-means 聚类算法进行改进, 首先选取图像某一水平条带区域, 采用垂直投影法计算出此区域作物行数, 确定出图像中有效作物行数即 K 值, 其次在此区域进行 K-means 聚类, 将此区域图像聚为 K 类, 最后将其与顺序聚类算法相结合, 搜索图像中其余特征点并进行归类^[20], 最终完成每行作物特征点的聚类, 具体算法步骤有 3 个方面。

1) 水平条带选取, 选取图像中部大小为 $W \times H$ 的窗口图像, 进行二值图像垂直投影, $s(j)$ 为第 j 列图像像素累加值, 计算如式(6)所示。

$$s(j) = \sum_{i=1}^H f(i, j) \quad j = 1, 2, \dots, W \quad (6)$$

式中: H, W ——图像的高和宽;

(i, j) ——像素点坐标。

垂直投影中的峰值表示二值图像中作物特征元素较为集中的区域, 如图 6 所示, 虚线区域反映作物行所在区域, 可有效提取出此区域的作物行数即为所设定的 K 值。

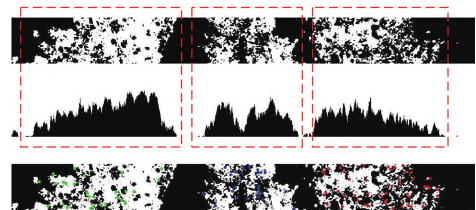


图 6 红花田图像 K 值确定及水平条带及 K-means 聚类
Fig. 6 Determination of K -value and clustering of horizontal bands and K-means in safflower field images

2) 在水平条带区域进行 K-means 聚类, 将此区域特征点聚为 K 类, 如图 6 所示。

3) 在水平条带区域已聚类完成的基础上进行图像中其余特征点顺序聚类, 以聚类好的特征点为起始点向上向下搜索其余特征点, 取水平条带边缘点 p 为已聚类特征点, 如图 7(a)所示, 以点 p 为圆心, R 为半径作搜索

区域,如果 p_i 在搜索区域内则判定 p_i 与 p 为一类,将 p_i 点坐标存入 p 点所在类特征点子集中,并作为当前点继续构建半径为 R 的搜索区域扫描其余特征点。更新重复扫描步骤,直至所有特征点完成聚类,输出各类特征点集。如图 7(b)所示,不同颜色表示不同作物行。

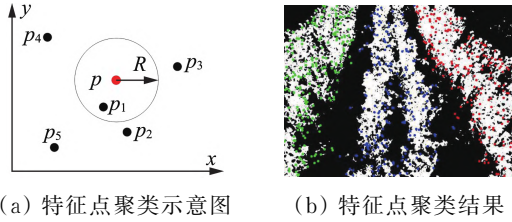


图 7 红花田图像数特征点聚类

Fig. 7 Clustering of feature points in safflower field images

2.3.3 基于最小二乘法作物行线性拟合

最小二乘法基于其精度高,计算速度快等优点常用于直线检测。但实际应用中由于农作物图像一般是多行且杂草较多,并不能用最小二乘法直接拟合多条作物行线。对于以上问题,本文采用如下方法解决:使用最小二乘法对聚类后每一类点集里的特征点进行线性拟合。直线拟合结果如图 8(a)所示。

2.4 机器人导航线提取

由于图像的透视,导致图像呈现出近大远小的现象,致使图像中边缘作物行存在畸变,影响了边缘作物行检测精度,因此在提取导航线时为弱化边缘不准确作物行线对导航线的影响,提出导航线计算方法:取两边缘作物行线的中线并将其与中间作物行线进行拟合,得出修正后的导航线如图 8(b)中黄色线所示。

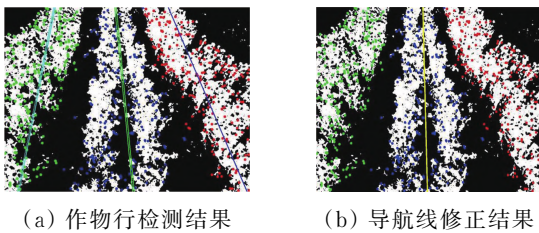


图 8 红花田导航线提取

Fig. 8 Safflower field navigation line detection

3 导航路径跟踪控制

3.1 导航跟踪控制模型与控制流程

目前农业机械导航路径跟踪控制方法按照是否建立数学模型分为与建立数学模型相关控制算法和与建立数学模型无关控制算法,其中与模型相关控制算法又包括基于运动学模型和基于动力学模型的控制算法。建立适合的控制算法对于采摘机器人完成田间作业中行间直线行走以及换行转弯行走的路径跟踪至关重要,考虑到红花种植模式为行垄直线种植并针对红花采摘机器人轮式底盘特点及运动要求,选择纯追踪

路径跟踪控制算法。

3.2 机器人运动学模型

对采摘机器人进行运动学分析,在平面坐标系下建立模型如图 9 所示,该模型 2 个前轮为驱动轮,分别由独立的轮毂电机来进行驱动,2 个后轮为支撑轮,由万向轮组成,作用为稳定车体,保持平衡。在整个运动学分析过程中,将采摘机器人视为刚体。为了确定采摘机器人的姿态位置,建立导航坐标系。取采摘机器人两驱动轮连线中点为质心 o_c ,作为参考点,定义采摘机器人的位姿信息为 (x, y, θ) ,其中 (x, y) 为采摘机器人质心坐标, θ 为采摘机器人航向角。

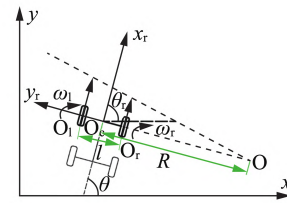


图 9 采摘机器人运动示意图

Fig. 9 Schematic diagram of the movement of the picking robot

设采摘机器人 2 个驱动轮的中心点分别为 o_1 和 o_2 ,车轮半径均为 R ,左、右 2 个电机输出的角速度分别为 ω_1 和 ω_2 ,由此可得 2 个驱动轮的线速度 v_r 与 v_l 计算如式(7)所示。

$$\begin{cases} v_r = \omega_r \times R \\ v_l = \omega_l \times R \end{cases} \quad (7)$$

采摘机器人瞬时线速度计算如式(8)所示。

$$v_c = \frac{v_r + v_l}{2} \quad (8)$$

瞬时角速度计算如式(9)所示。

$$\omega_c = \frac{v_r - v_l}{l} \quad (9)$$

联立式(8)与式(9)可以得到转弯半径 r 计算如式(10)所示。

$$r = \frac{v_c}{\omega_c} = \frac{l}{2} \times \frac{v_r + v_l}{v_r - v_l} \quad (10)$$

式中: v_c ——瞬时线速度;

ω_c ——瞬时角速度;

l ——轮距。

设 $p = [x, y, \theta]^T$,由此可得,当采摘机器人的驱动轮与地面接触为纯滚动情况下,两轮差速机器人的运动学模型如式(11)所示。

$$\dot{p} = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{l} & -\frac{1}{l} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_r \\ v_l \end{bmatrix} \quad (11)$$

两轮差速驱动的方式,即左轮 v_l 和右轮 v_r 间存在的速度差关系决定了 3 种运动状态,当 $v_l > v_r$ 或 $v_r > v_l$

时,机器人运动轨迹为圆弧;当 $v_l=v_r$ 时,机器人运动轨迹为直线;当 $v_l=-v_r$ 时,机器人做旋转运动。由此可知,通过控制移动机器人的左、右两轮线速度 v_l 和 v_r 的大小,可以实现两轮差速机器人的前进、后退与转弯。

3.3 纯追踪控制器设计

纯追踪算法是一种纯几何算法,需要建立机器人运动学模型,通常将机器人简化成运动学自行车模型,该算法以机器人的后轮中心位置为基点,前后轮间连线为转弯半径弧线的切线,假设后轮中心按照一定的转弯半径 r 行驶,并通过几何关系来计算前轮转角,通过控制前轮偏向角实现对期望轨迹的跟踪。图10为纯跟踪几何算法原理图^[16]。

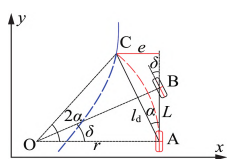


图10 纯追踪几何算法原理图

Fig. 10 Schematic diagram of a pure pursuit geometry algorithm

注: l_d 为预瞄距离即车辆当前位置A与预瞄点C之间的距离, δ 为前轮转角, α 为朝向角即预瞄点与车身的夹角, e 为车辆当前姿态与预瞄点C的横向偏差, r 为车辆转弯半径, L 为轴距。

通过正弦定理可以得到

$$\frac{l_d}{\sin 2\alpha} = \frac{r}{\sin(\frac{\pi}{2} - \alpha)} \quad (12)$$

车辆的转弯半径计算如式(13)所示。

$$r = \frac{l_d}{2 \sin \alpha} \quad (13)$$

由图10可得

$$\begin{cases} \tan \delta = \frac{L}{r} \\ \sin \alpha = \frac{e}{l_d} \end{cases} \quad (14)$$

纯跟踪算法最终表达式如式(15)所示。

$$\delta = \arctan\left(\frac{2Le}{l_d^2}\right) \quad (15)$$

通过控制车辆前轮转角实现车辆路径的轨迹跟踪。本文将纯追踪算法应用于两轮差速机器人运动学分析中,相邻两时刻采摘机器人的运动模型如图11所示。

基于该运动学模型推导朝向角,在 $\triangle AOC$ 中可由正弦定理关系推得

$$\frac{l_d}{\sin 2\alpha} = \frac{r}{\sin(\frac{\pi}{2} - \alpha)} \quad (16)$$

化简得到

$$\alpha = \arcsin\left(\frac{l_d}{2r}\right) \quad (17)$$

联立式(10)和式(17)可得

$$\alpha = \arcsin\left(\frac{l_d(v_r - v_l)}{l(v_r + v_l)}\right) \quad (18)$$

在 $\triangle ACM$ 中可由正弦定理关系推得

$$e = l_d \times \sin \alpha \quad (19)$$

联立式(18)和式(19)可得

$$e = \frac{l_d^2(v_r - v_l)}{l(v_r + v_l)} \quad (20)$$

可知,预瞄距离 l_d 的选取决定控制效果,定义 l_d 为车速的二次函数形式,如式(21)所示。

$$l_d = A_0 v^2 + B_0 v + C_0$$

$$A_0 = \frac{1}{2a_{\max}} \quad (21)$$

式中: v ——车辆行驶速度;

$A_0 v^2$ ——制动距离;

a_{\max} ——最大制动加速度;

$B_0 v$ ——取 B_0 为计算周期,异常情况下反应距离;

C_0 ——最小转弯半径。

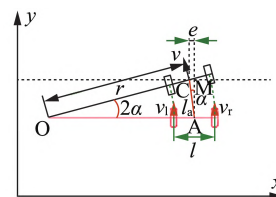


图11 相邻时刻采摘机器人运动模型

Fig. 11 Picking robot motion model at adjacent moments

基于控制器设计及控制流程建立路径跟踪控制结构如图12所示,其输入为偏差量,输出为速度控制量。

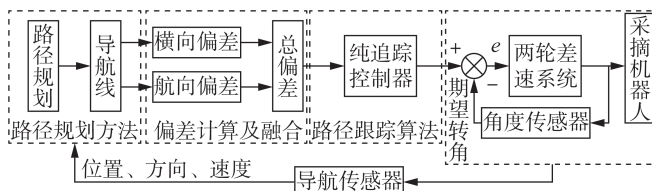


图12 路径跟踪控制结构

Fig. 12 Path-following control structure

3.4 路径跟踪算法仿真

为验证纯追踪控制器的控制性能,基于MATLAB搭建纯追踪算法仿真模型,设置直线路径与曲线路径进行跟踪仿真。仿真条件设置:直线跟踪设置初始横向偏距为0.2 m,航向角偏差为 45° ,采样时间为0.1 s,速度为0.3 m/s,跟踪直线函数为 $x=y$,跟踪曲线函数为 $y=50\sin(0.4x)$,仿真结果如图13所示,结果表明,纯追踪控制器能实现直线及曲线的路径跟踪,直线跟踪时,平均跟踪横向误差为5.6 mm,最小横向误差为0 mm,最大横向误差为159 mm;曲线跟踪时,平均跟踪横向误差为13.6 mm,最小横向误差为0 mm,最大横向误差为

29 mm, 如图 14 所示。

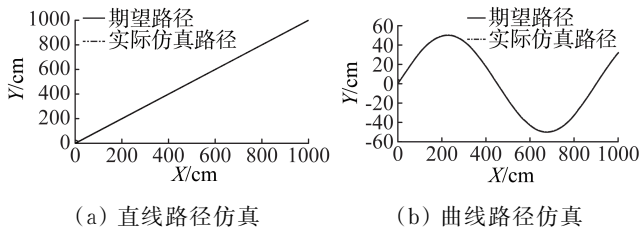


图 13 路径跟踪仿真效果

Fig. 13 Path following simulation effect

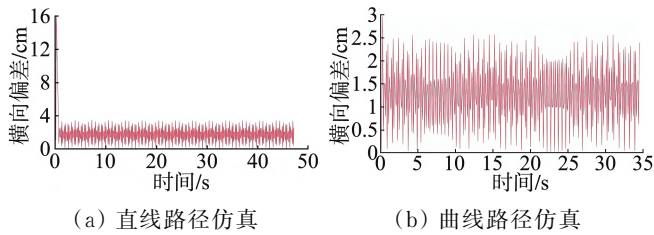


图 14 路径跟踪横向偏差

Fig. 14 Path-following lateral deviation

4 试验结果与分析

4.1 试验场景及采摘模式

2023 年 2 月 18 日在校园试验田中进行采摘机器人的跟踪试验。试验采用的红花植株为新疆大学工程训练中心培育的“裕民无棘”红花, 平均株高为 50 cm。设置直线和曲线两种试验场景。其中, 直线跟踪试验场景设置红花植株株距为 25 cm, 行距为 40 cm, 垄距为 60 cm, 直线长度为 6 m; 曲线跟踪试验场景设置红花植株株距为 25 cm, 曲线长度为 10 m, 最小曲率半径为 150 cm。采摘机器人行走时与机械臂配合完成采摘作业, 采摘模式为定点采摘, 深度相机定点采集图像进行采摘作业。为避免相机采集图像时边缘红花目标不完整及植株摆动导致红花目标脱离图像视野等情况造成的漏采, 确保红花花丝完全采摘, 设计相邻采摘点采摘范围重合 5%, 即相邻采摘点间距为 1.52 m。当采摘机器人在某一采摘点完成采摘任务后, 向电机发出前进指令, 控制终端进行路径规划和跟踪控制, 前进到下一采摘点, 向采摘机构发起采摘指令, 循环往复, 直至采摘任务完成。

4.2 导航线提取试验

为验证导航线提取的稳定性, 从所采集的图像数据集中不重复地随机选取不同光照程度、不同时间段、不同杂草程度以及缺株断垄等多种情况下的图像数据作为测试集, 具体类别及数量如表 1 所示。所用上位机搭载 12th Gen Intel(R) Core(TM) i9-12900H 2.50 GHz 处理器, 内存 16 GB, 显卡驱动 RTX3060。图 15(a) 为不同环境情况导航线的提取效果, 图中黄色线为本文算法所提取的导航线, 黑色线为人工标记的导航线。算法所提取的导航线与人工标记的导航线之间

的角度差(即导航线提取偏差)在 $-4^{\circ} \sim 4^{\circ}$ 时, 认为导航线提取正确。导航线提取偏差用于评价导航线提取准确度且导航线提取算法处理时间用于评价导航线提取的稳定性。图 15(b) 为不同环境情况导航线提取偏差, 对测试集中的 600 幅图像数据进行导航线提取, 偏差值大多集中于 $-4^{\circ} \sim 4^{\circ}$, 平均绝对导航线偏差为 1.99° 。

表 1 数据集类别及试验结果

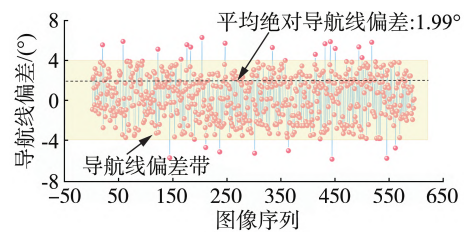
Tab. 1 Data set categories and test results

影响因素	拍摄情况	图像数量/幅	准确率/%	平均处理时间/(ms·幅 ⁻¹)
自然光照	光照强度—强	90	97.8	77.9
	光照强度—极强	90	95.6	65.3
	光照强度—弱	90	94.4	75.9
时间段	6:00—9:00	60	98.3	64.8
	15:00—17:00	60	95	74.5
	21:00—22:00	60	93.3	61.8
天气条件	晴天	30	96.7	69.6
	多云	30	93.3	73.5
杂草程度	少量杂草	30	96.7	62.1
	较多杂草	30	93.3	74.3
缺株断垄	缺株断垄	30	100	66.9
总体		600	95.8	68.2

由表 1 可知, 所提算法能够在适应多种环境的同时准确提取导航线; 不同环境情况下导航线提取准确率均 $\geq 93.3\%$, 总体导航线提取准确率为 95.8% ; 在光照强度为强、6:00—17:00、晴天、少量杂草、缺株断垄的情况下准确率较高; 总体平均处理时间为 68.2 ms。



(a) 导航线提取效果



(b) 导航线提取偏差

图 15 不同环境导航线提取结果

Fig. 15 Extract results from different environment navigation lines

4.3 路径跟踪试验

为验证导航算法的有效性, 在试验田中进行路径跟踪试验。在试验田中设置 7 垄按直线种植的红花植株, 随机选取 5 垄进行直线跟踪试验; 设置 3 垄按曲线种植的红花植株, 随机选取 1 垄进行曲线跟踪试验。令红花采摘机器人以 0.3 m/s 的速度沿作物线行驶,

无初始偏航角和横向误差,每隔 15 cm 取当前位置与航线之间的距离作为跟踪误差。由表 2 可知,机器人直线跟踪时平均跟踪误差为 3.32 cm,标准误差为 1.95 cm;曲线跟踪时平均跟踪误差为 5.18 cm,标准误差为 3.26 cm。结果表明,红花采摘机器人跟踪控制系统能准确控制红花采摘机器人的路径跟踪。

表 2 6 次路径跟踪试验统计

Tab. 2 Statistics of six path tracking tests

试验序号	最大误差/cm	平均误差/cm	标准误差/cm
直线试验 1	6.73	2.89	1.80
直线试验 2	5.72	3.03	1.96
直线试验 3	5.75	3.04	1.64
直线试验 4	7.78	3.76	2.02
直线试验 5	7.86	3.88	2.32
直线试验均值	6.77	3.32	1.95
曲线试验	12.67	5.18	3.26

5 结论

针对红花采摘机器人田间自主行走功能,设计基于机器视觉的导航系统,以保证红花采摘机器人的精准采摘作业。

1) 利用机器视觉技术提取作物行线,以 SUSAN 角点法提取作物行特征点后,采用改进的 K—means 聚类算法与顺序聚类算法相结合进行每行作物特征点的聚类,提高聚类计算时间。试验结果表明,处理一幅图像的平均时间为 68.2 ms,总体导航线提取准确率为 95.8%,表明本文导航线提取算法能有效提取出作物行特征信息,快速提取出导航对行线。

2) 在导航线提取算法基础上,建立红花采摘机器人的运动学模型,进行路径跟踪控制器的设计,并进行试验验证。在试验田环境下,直线跟踪误差平均值为 3.32 cm,曲线跟踪误差平均值为 5.18 cm。试验结果表明,该导航跟踪控制算法能较好地跟踪直线及曲线路径,满足导航跟踪需求。

基于机器视觉的红花采摘机器人自主导航控制系统可实现红花作物行的检测并提取导航线及基于导航线的跟踪控制,保证红花采摘机器人在田间稳定行走,为红花采摘机器人的自主精准采摘提供支持。

参 考 文 献

[1] 覃书伟,黄美卉,杨光,等. 不同水肥管理对红花生长的影响及红花根际解磷菌的筛选和鉴定[J]. 微生物学报, 2024, 64(2): 548—564.

[2] 王小荣,许燕,周建平,等. 基于改进 YOLOv7 的复杂环境下红花采摘识别[J]. 农业工程学报, 2023, 39(6): 169—176.

Wang Xiaorong, Xu Yan, Zhou Jianping, et al. Safflower picking recognition in complex environments based on an improved YOLOv7 [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39 (6) : 169—176.

[3] 钟银,薛梦琦,袁洪良. 智能农机 GNSS/INS 组合导航系统设计[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 40—46.

Zhong Yin, Xue Mengqi, Yuan Hongliang. Design of the GNSS/INS integrated navigation system for intelligent agricultural machinery [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(9): 40—46.

[4] 王东,范叶满,薛金儒,等. 基于 GNSS 与视觉融合的山地果园无人机航迹控制[J]. 农业机械学报, 2019, 50(4): 20—28.

[5] 张京,陈度,王书茂,等. 农机 INS/GNSS 组合导航系统航向信息融合方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(S1): 1—7.

[6] 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 Yuhuan, 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.

[7] 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.

[8] Yun C, Kim H J, Jeon C W, et al. Stereovision-based guidance line detection method for auto-guidance system on furrow irrigated fields [J]. IFAC-PapersOnLine, 2018, 51(17): 157—161.

[9] Gai J, Xiang L, Tang L. Using a depth camera for crop row detection and mapping for under-canopy navigation of agricultural robotic vehicle [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 188: 106301.

[10] Zhai Z, Zhu Z, Du Y, et al. Multi-crop-row detection algorithm based on binocular vision [J]. Biosystems Engineering, 2016, 150: 89—103.

[11] 潘胜权,陈凯,解印山,等. 基于多纹理特征融合的麦田收割边界检测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(12): 123—131.

Pan Shengquan, Chen Kai, Xie Yinshan, et al. Detection of the wheat-harvesting boundary in wheat field based on multi-texture fusion [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39 (12) : 123—131.

[12] 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.

(下转第 137 页)

- 的梳夹式红花采摘装置研究[J]. 农业机械学报, 2018, 49(11): 123—131.
- Cao Weibin, Sun Weiling, Niu Chi, et al. Combed safflower picking device based on ANSYS/LS—DYNA [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(11): 123—131.
- [14] 连国党, 曹卫彬, 牛驰, 等. 梳夹式红花采摘机构关键部件设计分析[J]. 机械设计与研究, 2019, 35(2): 187—190.
- [15] 陈飞, 葛云, 张立新, 等. 红花采摘机器人集条预定位机构设计与试验[J]. 农业工程学报, 2021, 37(15): 10—19.
- Chen Fei, Ge Yun, Zhang Lixin, et al. Design and experiment of the strip-collected pre-positioning mechanism for safflower picking robots [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(15): 10—19.
- [16] 石永刚, 吴央芳. 凸轮机构设计与应用创新[M]. 北京: 机械工业出版社, 2007.
- [17] 叶秉良, 李丽, 俞高红, 等. 蔬菜钵苗移栽机取苗臂凸轮机构的设计与试验[J]. 农业工程学报, 2014, 30(8): 21—29.
- Ye Bingliang, Li Li, Yu Gaohong, et al. Design and test on cam mechanism of seedling pick-up arm for vegetable transplanter for pot seedling [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(8): 21—29.
- [18] Yu J, Huang K, Luo H, et al. Manipulate optimal high-order motion parameters to construct high-speed cam curve with optimized dynamic performance [J]. Applied Mathematics and Computation, 2020, 371: 124953—124953.
- [19] 王佳, 李绍波, 陈春皓, 等. 葡萄茎秆切割装置作业参数优化与试验[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(2): 37—45.
- Wang Jia, Li Shaobo, Chen Chunhao, et al. Optimization and test of operating parameters of grape stem cutting device [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(2): 37—45.
- [20] Wang T, Liu Z, Yan X, et al. Finite element model construction and cutting parameter calibration of wild chrysanthemum stem [J]. Agriculture, 2022, 12(6): 894.

(上接第 128 页)

- 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.
- [13] 孟庆宽, 仇瑞承, 张漫, 等. 基于改进粒子群优化模糊控制的农业车辆导航系统[J]. 农业机械学报, 2015, 46(3): 29—36.
- [14] 吴正开, 王家忠, 邢雅周, 等. 基于无人驾驶电动拖拉机的自适应跟踪算法研究[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(11): 176—183.
- Wu Zhengkai, Wang Jiazhong, Xing Yazhou, et al. Research on adaptive tracking algorithm based on driverless electric tractor [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(11): 176—183.
- [15] 潘世举, 李建市, 李华, 等. 基于反馈纯跟踪的智能车路径跟随方法[J]. 汽车工程, 2023, 45(7): 1134—1144.
- Pan Shiju, Li Jianshi, Li Hua, et al. Path following method of intelligent vehicles based on feedback pure tracking method [J]. Automotive Engineering, 2023, 45(7): 1134—1144.
- [16] 张朝宇, 董万静, 熊子庆, 等. 履带式油菜播种机模糊自适应纯追踪控制器设计与试验[J]. 农业机械学报, 2021, 52(12): 105—114.
- Zhang Chaoyu, Dong Wanqing, Xiong Ziqing, et al. Design and experiment of fuzzy adaptive pure pursuit control of crawler-type rape seeder [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(12): 105—114.
- [17] 崔冰波, 孙宇, 吉峰, 等. 基于模糊 Stanley 模型的农机全田块路径跟踪算法研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(12): 43—48, 88.
- Cui Bingbo, Sun Yu, Ji Feng, et al. Study on whole field path tracking of agricultural machinery based on fuzzy stanley model [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(12): 43—48, 88.
- [18] 李亦白, 陈聪, 曹光乔. 基于计算机视觉的甘蓝生长过程导航线提取算法[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(12): 131—138.
- Li Yibai, Chen Cong, Cao Guangqiao. Navigation line extraction algorithm for cabbage in different growth stages based on computer vision [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(12): 131—138.
- [19] 李霞, 苏筠皓, 岳振超, 等. 基于中值点 Hough 变换玉米行检测的导航线提取方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(5): 167—174.
- Li Xia, Su Junhao, Yue Zhenchao, et al. Extracting navigation line to detect the maize seedling line using median-point Hough transform [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(5): 167—174.
- [20] 廖娟, 汪鹁, 尹俊楠, 等. 基于分区特征点聚类的秧苗行中心线提取[J]. 农业机械学报, 2019, 50(11): 34—41.