

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407237

基于改进 ACO-DWA 算法的轮式植保机器人 避障路径研究*

牛晶¹ 申传艳¹ 张利鹏² 李奇军¹ 刘世锋¹

(1.天水师范学院机电与汽车工程学院 天水 741001; 2.燕山大学车辆与能源学院 秦皇岛 066004)

摘要:山地非标准果园内大型植保机械通行性差,小型轮式植保机器人有广阔的应用前景。为解决因果园枝叶郁闭所造成的视觉信息误判,作业地形复杂所造成的机器人避障不及时等问题,提出了一种基于改进 ACO-DWA 算法的轮式植保机器人路径规划算法。首先通过激光雷达获取果园环境信息,应用体素化网格法精简点云密度,利用栅格法分割地面点云,采用 K-means 算法提取机器人行间通行区域;再结合植保机器人的运动学模型及作业规范约束,采用基于模型预测算法(SBMPO)生成一系列待选轨迹集合;然后采用改进的 ACO-DWA 算法,将机器人的通行成本融入搜索节点的目标函数,根据环境地图在线进行路径规划;最后,利用 MATLAB R2021 仿真平台和机器人 ROS 操作系统分别进行了仿真验证和实景布置试验。试验结果表明,该方法可以明显改善机器人在果园复杂场景下的通行能力,算法路径规划效果和运行效率明显提高。

关键词:轮式植保机器人;改进 ACO-DWA 算法;路径规划;通行成本;能耗成本

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Research on obstacle avoidance path of wheeled plant protection robot based on improved ACO-DWA algorithm

Niu Jing¹ Shen Chuanyan¹ Zhang Lipeng² Li Qijun¹ Liu Shifeng¹

(1. School of Mechanical, Electrical and Automotive Engineering, Tianshui Normal University, Tianshui 741001, China;

2. School of Vehicle and Energy, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: Large scale plant protection machinery in non-standard orchards in mountainous areas has poor accessibility, and small wheeled plant protection robots have broad application prospects. A path planning algorithm for wheeled plant protection robots based on improved ACO-DWA algorithm is proposed to solve the problems of visual information misjudgment caused by closed orchard branches and leaves, as well as delayed obstacle avoidance caused by complex working terrain. Firstly, the orchard environment information is obtained through LiDAR, and the voxel grid method is applied to simplify the point cloud density. The grid method is used to segment the ground point cloud, and the K-means algorithm is used to extract the robot's inter row passage area. Combined with the kinematic model and job specification constraints of the plant protection robot, a series of candidate trajectory sets are generated using the model based prediction algorithm (SBMPO). Then, using the improved ACO-DWA algorithm, the robot's travel cost is integrated into the objective function of the search node, and path planning is carried out online based on the environmental map. Finally, simulation validation and real-world deployment experiments were conducted using MATLAB R2021 simulation platform and robot ROS operating system, respectively. The experimental results show that this method can significantly improve the traffic capacity of robots in complex orchard scenes, and the path planning effect and operational efficiency are significantly improved.

Keywords: wheeled plant protection robot; improved ACO-DWA algorithm; path planning; travel costs; energy consumption cost

收稿日期: 2024-01-23 Received Date: 2024-01-23

* 基金项目: 甘肃省高校教师创新基金(2023A-114)、天水师范学院校级产业支撑项目(CYZ2023-05)、天水师范学院校级创新创业引导项目(CXCYJG-JGXM202304JD)资助

0 引言

轮式移动机器人集成了深度视觉传感器定位、障碍物检测与路径规划、能耗与热管理、系统集成与优化等多项关键技术,近年来在军民领域有着快速的发展与应用。尤其随着农业生产的现代化、信息化、智能化发展,在田间地头能够自主作业的植保机器人有着广阔的发展前景,一方面减轻了农业生产的劳动强度,另一方面提高了作业效率与质量。

路径规划是果园植保机器人技术领域的重点问题。它决定了机器人如何行驶到达指定目标,涉及环境信息的感知和计算。目前,路径节点搜索使用的算法主要包括蚁群算法、遗传算法、粒子群算法等智能算法和 A*、Dijkstra、Hybrid A*、D* 等基于图搜索的算法。A* 算法应用广泛,但面对复杂非结构化场景进行搜索时,它计算量大、内存消耗严重,狭窄通道会产生振荡。针对 A* 运算速度慢的问题,文献[1]提出了跳点搜索法,但该方法不能在复杂不规则地图中保证路径全局最优。文献[2]采用直线-圆弧策略对路径平滑处理后极大改善了路径不平滑程度。文献[3]使用微分方法减少了拐点数,但计算量增大。文献[4]优化了 A* 算法的启发函数,改进了关键节点的选择策略,减少了路径冗余点。文献[5]提出了曲率速度法(curvature velocity method, CVM),将避障问题描述为速度空间带约束的优化问题,建立了包含速度、安全性和路径 3 个因素的优化目标函数。文献[6]在 CVM 基础上,提出了更完善的 DWA 算法,目标函数综合考虑了航向角、速度和障碍物距离 3 个因素,得到的轨迹比较平滑,有效解决了围绕障碍物绕行的问题。在实际果园环境作业过程中,除了考虑避障约束、距离代价之外,还应当保证机器人的运动学约束。因此,一些学者提出了将路径规划与轨迹优化结合的方法,对规划好的路径进行轨迹优化处理^[7]。陈成等^[8]采用四阶贝塞尔曲线来表述轨迹形状,但贝塞尔曲线的局限性限制了轨形的可塑性,不适用于复杂路面情况。曹如月等^[9]用贝塞尔曲线对转角处路径进行平滑处理,以“直线—曲线—直线”的方式表示全局路径,以分步的形式优化全局路径。吕恩利等^[10]利用三次均匀 B 样条曲线描述叉车路径,优化了整体轨迹形状,但此方法主要是针对短距离路线的简单作业情况,对于复杂路面应用仍存在一定局限性。

考虑到算法计算资源的占用量和路径规划的实时性和鲁棒性,现有的 DWA 算法在果园场景中应用存在如下问题:1) 路径状态节点搜索过程中存在大量冗余节点,计算量大,运算时间长;2) 在果树行间作业过程中遇到障碍物机器人倾向选择绕行,导致路径变长;3) 复杂不规则

场景下,机器人运行轨迹不平滑,易产生振荡。

基于以上分析,本文提出了一种基于改进 ACO-DWA 算法的轮式植保机器人路径规划算法。通过激光雷达提取果园环境信息,应用体素化网格法精简点云密度,利用栅格法分割地面点云,采用 K-means 算法提取机器人行间通行区域;再结合植保机器人的运动学模型及作业规范约束,采用基于模型预测算法(sampling based model predictive optimization, SBMPO)生成一系列待选轨迹集合;然后采用改进的 ACO-DWA 算法,将机器人的通行成本融入搜索节点的目标函数,根据环境地图在线进行路径规划,获得的路径规划效果在路径长度、避障能力和计算时间上明显优于传统 DWA 算法。

1 果园环境信息识别系统

1.1 系统组成

该植保机器人由四轮独立驱动电动底盘、16 线激光雷达、GNSS 导航系统、锂电池组、底盘控制器等组成,如图 1 所示。

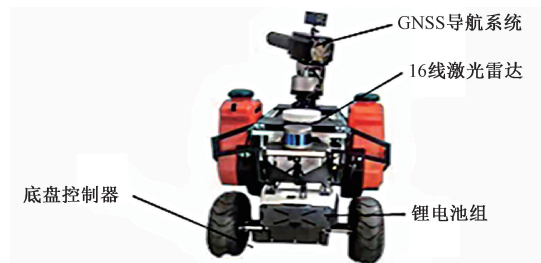


图 1 植保机器人实物图

Fig. 1 Plant protection robot

GNSS 导航系统安装在基座上,为机器人提供全天候的三维坐标和速度以及时间信息;16 线激光雷达用于感知周围环境信息,识别障碍物位置;锂电池组作为储能系统,为机器人提供能量,延长续航时间;底盘控制器是一个紧凑的差速驱动移动小车,其处理器采用 Jetson NANO B01 主控,搭载 Ubuntu 18.04 操作系统。机器人作业过程中,由 GNSS 导航系统提供路径全局定位,由激光雷达进行局部环境参数的感知。植保机器人的结构尺寸需满足果树行间尺寸的要求,其设计宽度为 100 cm。

山地果园大多依山势而建,地面易高低起伏。同时,果树生长中后期枝叶繁茂遮挡,果园光照强度分布不均,都易对 GNSS 信号的稳定性产生影响,造成机器人作业时发生局部碰撞。因此,机器人局部作业路径的规划主要由激光雷达信号支持。

1.2 果树行间激光点云数据处理

受果树枝叶遮挡和光照不均等因素影响,果树由激

光雷达采集的果园行间主干部分点云分布较集中,四周点云较零散,并且中间空白部分点云区域与实际可通行尺寸相比明显较小,如图 2 所示。因此,可以通过对果树行间激光点云数据的处理进一步优化机器人行间通行边界。



(a) 果园实景
(a) Real orchard scene



(b) 点云信息
(b) Point cloud information

图 2 雷达数据信息

Fig. 2 Radar data information

激光雷达采集区域内与果树行间通行尺寸无关的点较多,如地面、杂草及空间其他障碍物,故文中仅提取机器人行驶方向两侧果树所在区域的点云信息。首先,采用体素化网格方法降低点云密度,精简计算量;再根据坐标变换法将空间点云转换至图像坐标系,形成地面点云;再利用栅格法将地面点云与其他一切点云信息分割,减少干扰因素;最后采用 K-means 算法提取机器人间通行的主干区域。

文中根据栅格单元高度差、高度方差以及高度梯度分割获取的地面点云,建立如图 3 所示的地面栅格地图,坐标原点为激光雷达中心。设定栅格单元边长 0.1 m。激光点 $P_{\omega}(x_{\omega}, y_{\omega}, z_{\omega})$ 所属栅格单元 $g(r, c)$ 的计算方法为:

$$g(r, c) = (\text{floor}(\frac{x_{\omega}}{0.1}) + 15, \text{floor}(\frac{y_{\omega} - 0.22}{0.1})) \quad (1)$$

式中: $\text{floor}()$ 为向下取整函数。

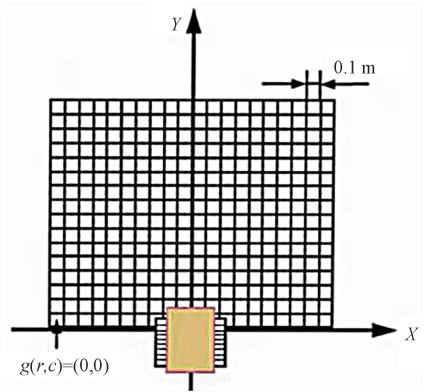


图 3 平面栅格地图

Fig. 3 Planar raster map

计算每个栅格单元的高度差、高度方差和高度梯度^[11]。

设定阈值评价栅格单元的高度差、高度方差和高度梯度,将满足条件的栅格单元划分为地面区域^[12]。建立的点云地面投影如图 4 所示。

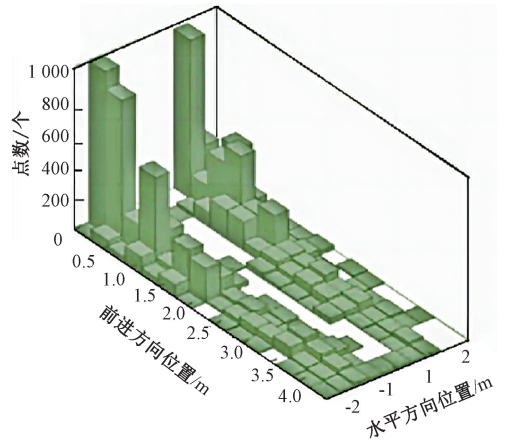


图 4 点云地面投影

Fig. 4 Ground projection of points cloud

1.3 K-means 算法实现主干区域点云聚类

激光点云聚类是根据点云不同特征将其划分为非空的、互斥的簇,并使同一簇中的点云具有相近的特征^[13]。本文采用 K-means 聚类方法聚类果树行点云,并将聚类中心作为果树行的主干区域点,进而拟合机器人航线方程。

设通过栅格法获取的地面点云集合为 S , 则其中任意点 (x_i, y_i) 与其相邻点 (x_j, y_j) 之间的欧氏距离表示如下:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (2)$$

点间欧氏距离越短,证明两个数据相似度越高。对果树行点云数量估计设置 k 值,如式(3)所示。对每个地

面点云样本点计算到这 k 个中心点的距离,将样本点归至与之距离最小的那个中心点的簇。

$$k = \frac{h}{l_p \tan 15^\circ} \quad (3)$$

式中: h 为激光雷达基准线离地高度; l_p 为估算的果树株间距。

则经过聚类后 k 个聚类的中心点为:

$$X_i = \frac{1}{|S_i|} \sum_{x \in S_i} x \quad (4)$$

算法的聚类准则为:

$$\varepsilon_{k\text{-means}}(S_i) = \operatorname{argmin} \sum_{i=1}^k \sum_{x \in S_i} \|x - X_i\| \quad (5)$$

通过聚类获得的果树点云信息如图 5 所示。由图可见,由于 16 线激光雷达采集的点云密度大,且果树枝叶分布茂盛,存在近端数据点云密度高于远端数据点云密度。

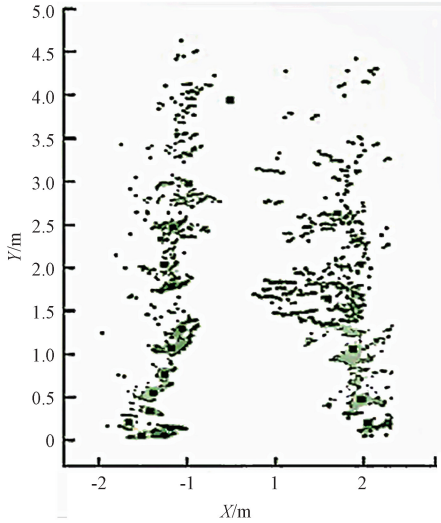


图 5 果树主干聚类点云图

Fig. 5 Points cloud of fruit tree trunk clustering

2 ACO 算法模型

蚁群算法的基本原理已在肖艳秋等^[14]著作中详细讲解,下文仅扼要说明算法核心中的状态转移率和信息素增量模型。

2.1 状态转移率

在 t 时刻,可将蚂蚁由状态节点 i 运动到相邻状态节点 j 的状态转移率定义为:

$$P_{ij}^m(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in U^m} \tau_{is}^\alpha(t) \cdot \eta_{is}^\beta(t)}, & j \in U^m \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $P_{ij}^m(t)$ 是 t 时刻第 m 只蚂蚁从状态节点 i 运动到状

态节点 j 的状态转移概率; $\tau_{ij}^\alpha(t)$ 是路径 (i,j) 上的信息素浓度,其中 α 是信息启发式因子,反映信息素对蚂蚁选择路径的影响力; $\eta_{ij}^\beta(t)$ 是第 m 只蚂蚁在状态节点 i 处选择相邻状态节点 j 的启发函数,其中 β 是期望启发式因子,反映启发式信息在指导蚁群搜索过程中的重要程度; U^m 为蚂蚁尚未访问的下一节点集合; s 为与当前位置相邻的可选节点集合; $\tau_{is}^\alpha(t)$ 为第 m 只蚂蚁在当前状态节点 i 与各相邻状态节点之间的信息素浓度; $\eta_{is}^\beta(t)$ 为第 m 只蚂蚁在当前节点 i 与各相邻状态节点之间的启发函数。

启发函数 $\eta_{ij}(t)$ 可表达为:

$$\eta_{ij}(t) = 1/D_{ij} \quad (7)$$

式中: D_{ij} 为状态节点 i 和状态节点 j 之间的距离。

2.2 信息素浓度更新模型

目前,常见的信息素浓度更新模型有 ADS (ant-density system)、AQS (ant-quantity system) 和 ACS (ant-cycle system)^[15]。ADS 模型和 AQS 模型采取局部更新策略,ACS 模型采取全局更新策略。考虑到算法求解速度和避障能力,本文采用 AQS 模型为原型。

假设第 m 只蚂蚁当前循环经过路径 (i,j) 状态节点的集合为 $X \{ (i,j) \mid i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,n \}$,则:

$$\Delta \tau_{ij}^m(t) = \begin{cases} \frac{Q}{D_{ij}}, & (i,j) \in X \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\Delta \tau_{ij}^m(t)$ 是第 m 只蚂蚁从 $t-1$ 时刻到 t 时刻从状态节点 i 运动到相邻状态节点 j 的路径信息素浓度增量; Q 为信息素强度,是大于 0 的常数。

3 改进的 DWA 算法设计

3.1 经典 DWA 算法

经典 DWA 算法的实施过程是将机器人的位置控制转换成速度控制,将避障问题描述为机器人速度空间带约束的优化问题,其约束包括速度、航向及周围环境障碍物的位置约束^[16]。

由机器人运动轨迹节点周围障碍物的物理约束决定的,纵向速度和机器人横摆角速度限制构成的速度集合 $U_s(u_a, \omega_r)$ 必须满足:

$$U_s = \{ (u_a, \omega_r) \mid 0 \leq u_a \leq u_{amax}, -\omega_{rmax} \leq \omega_r \leq \omega_{rmax} \} \quad (9)$$

机器人的行驶轨迹可以认为是由 n 个时间段的 n 段折线段组成,折线段的连接点处被认为是在满足障碍物膨胀尺寸限制的前提下,极限靠近障碍物所在位置。为了保证机器人运动过程中遇到障碍物不发生碰撞,由运动学条件限制可以得到时间 dt 后,速度集合 U_a 必须满足:

$$U_a = \{ (u_a, \omega_r) \mid u_a \leq \sqrt{2 \cdot \text{dist}(u_a, \omega_r) \cdot \dot{u}_a}, \omega_r \leq \sqrt{2 \cdot \text{dist}(u_a, \omega_r) \cdot \dot{\omega}_r} \} \quad (10)$$

式中: $\text{dist}(u_a, \omega_r)$ 表示下一时刻机器人和障碍物之间的直线距离。

假设机器人当前时刻的速度集合为 $(u_{acurr}, \omega_{rcurr})$, 则下一时刻的速度集合 U_d 必须满足:

$$U_d = (u_{ad}, \omega_{rd}) = \begin{cases} u_{acurr} - u_{amax} dt \leq u_a \leq u_{acurr} + u_{amax} dt \\ \omega_{rcurr} - \omega_{rmax} dt \leq \omega_r \leq \omega_{rcurr} + \omega_{rmax} dt \end{cases} \quad (11)$$

最终的速度集合 U 可表示为:

$$U = U_s \cap U_a \cap U_d \quad (12)$$

通过目标函数对下一时刻的速度集合进行预测, 本文定义的目标函数综合考虑了运动速度、航向和碰撞安全性, 如式(13)所示。

$$G(u_{od}, \omega_{rd}) = l \cdot \theta + m \cdot \text{dist}(u_a, \omega_r) + n \cdot u_{amax} \quad (13)$$

式中: θ 表示机器人行驶方向与目标线之间的夹角; $\text{dist}(u_a, \omega_r)$ 表示机器人位置与障碍物之间的最短距离; l, m, n 分别是角度、距离和车速权重系数。目标函数的数值越大代表速度集合越优秀。机器人在路径规划过程中需要从多个传感器获取位置和速度信息, 而这些信号通常不总是连续的, 评价结果可能会存在一定误差, 为了减小误差上述 3 个权重系数通常做归一化处理为 $[0, 1]$ 之间的数。

根据式(13)可以计算得到每一条机器人待选轨迹的目标函数值, 能使该值最大的速度集合即为最优集合。经典 DWA 算法中 3 个权重系数的数值是固定的。为了验证上述 3 个权重系数在大小不同情况下的路径规划效果差异, 本文在 MATLABR2021 仿真平台中使用栅格法构建了 $10 \times 10 \text{ dm}^2$ 的环境地图, 机器人从原点出发, 实心圆点表示障碍物所在位置, 圆圈表示障碍物的膨胀尺寸, 曲线表示机器人的运行轨迹, 空心圆点表示路径目标点, 空白区域表示开放空间, 仿真结果如图 6~8 所示, 图中隐藏了地图栅格。

从仿真结果可以看出, 所有权重系数数值都较大时, 机器人运行步数偏少, 路径规划时间较短, 如图 6 所示; l 值较小时, 运行步数偏多, 路径规划时间较长, 如图 7 所示; m 和 n 较小时, 运行步数明显增多, 机器人出现绕行, 路径规划时间明显增多, 如图 8 所示。3 种情况对应的路径规划效果如表 1 所示。

表 1 3 种权重系数情况的路径规划效果

Table 1 Path planning effect

场景	路径规划时间/s	路径规划距离/m
图 6	8.79	10.72
图 7	9.78	9.04
图 8	10.20	14.36

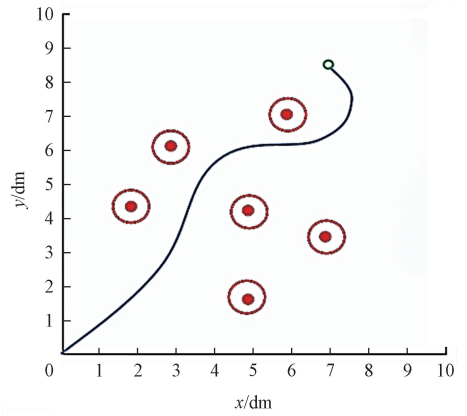


图 6 大权重系数运动轨迹

Fig. 6 Trajectory of three high weights

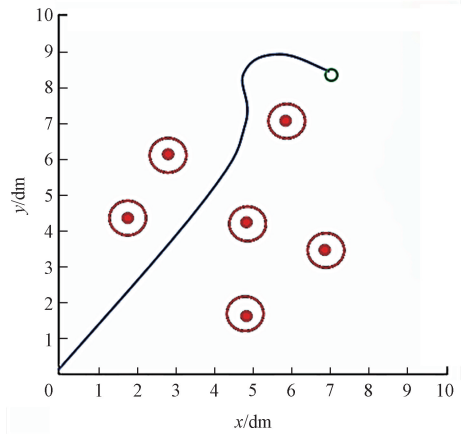


图 7 小角度权重系数运动轨迹

Fig. 7 Trajectory of low angle weight

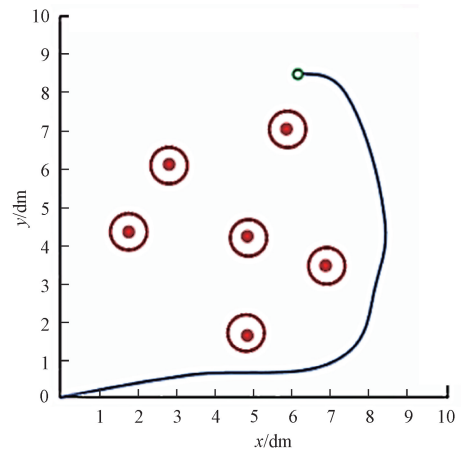


图 8 小距离、小速度权重系数运动轨迹

Fig. 8 Trajectory with low distance and velocity weights

因此, 当机器人高速运动时, 如果周围障碍物密度过大, 经典的 DWA 算法规划的路径会使机器人太靠近障

碍物,通过性显著下降,安全性大幅降低^[17],甚至还会出现绕行,导致规划路径和规划时间变长。在某些情况下,机器人会在多个障碍物间振荡。产生上述问题的根本原因是目标函数中的权重系数一旦确定,将无法适应各种复杂多变的环境。当障碍物情况和机器人运动状态发生变化时,还有可能规划出一些奇怪的路径^[18]。

基于上述考虑,本文根据蚁群算法在全局优化和搜索过程连续收敛等方面的优势,提出了一种改进的 ACO-DWA 算法,通过蚁群算法使目标函数的权重系数自适应^[19]。该算法显著减少了机器人的绕行距离和路径规划时间,提高了在密集障碍物场景中的通过能力和安全性。下文将详细阐述根据蚁群算法对上述权重系数进行动态更新的具体过程。

3.2 融合 ACO 算法的 DWA 算法改进

假设当前 t 时刻,机器人行驶方向区域有一定密度的障碍物。^[20]

若该区域障碍物的个数为 K ,机器人与第 i 个障碍物之间的最短距离为 D_i ,方位角为 θ_i 。定义当 M 大于阈值时,该区域为障碍密集区。定义第 i 个障碍物与第 j 个障碍物之间的最短距离为 D_{ij} :

$$D_{ij} = \sqrt{D_i^2 + D_j^2 - D_i D_j \cos(\theta_i - \theta_j)}, \theta_i \gg \theta_j \quad (14)$$

考虑到机器人在障碍物间穿行的安全性和机动性,为了衡量机器人在两障碍物间的可通过性,定义其穿行机能数 D_s 为:

$$D_s = a \cdot \frac{\theta_{\max}}{\omega_{r\max}} + b \cdot \frac{u_{\max}}{\dot{u}_a} \quad (15)$$

式中: $\omega_{r\max}$ 为 ω_r 中的最大值; θ_{\max} 为 θ_i 中的最大值;系数 a 反映机器人方向偏差对通过能力的影响,根据栅格地图的建模经验,其值取 0.6。系数 b 反映机器人速度对通过能力的影响,根据栅格地图的建模经验,其值取 0.4。

引入障碍物的膨胀半径 σ ,则机器人在两障碍物间能够安全通行的条件是:

$$D_s > \frac{D_{ij}}{\sigma} \quad (16)$$

式中:根据栅格地图的建模经验, σ 值取 0.3。

则动态信息素的更新模型如下:

$$\Delta \tau_{ij}^m = \begin{cases} \frac{\sigma \cdot D_{s\max} - D_{ij}}{D_{ij} - \sigma \cdot D_{s\min}}, \delta > \varepsilon \\ \frac{D_{ij} - \sigma \cdot D_{s\max}}{D_{ij} - \sigma \cdot D_{s\min}}, \delta \leq \varepsilon \end{cases} \quad (17)$$

式中: $\delta = D_{\max} - D_{\min}$, ε 是第 n 次迭代可以接受的误差,为一常数; D_{\max} 是指机器人运行至局部避障区域后,在任意两个障碍物间运动得到的穿行机能数的最大值; D_{\min} 是指机器人运行至局部避障区域后,在任意两个障碍物间运动得到的穿行机能数的最小值。

3.3 算法流程

步骤 1)由激光雷达获取环境地图信息,定位机器人运动起始点和目标点;获取空间所有状态节点信息,计算相邻矩阵和启发式信息矩阵;

步骤 2)参数初始化。初始化迭代次数为 N ,蚁群规模 M ,信息启发式因子 α ,期望启发式因子 β ,信息素挥发系数 ρ ,信息素浓度 τ ;

步骤 3)实时计算障碍物密度、机器人与各障碍物的实际距离和方位;

步骤 4)路径选择更新。查询相邻矩阵,获取当前节点 i 运动至下一节点可行的节点集合,按照式(1)~(3)计算第 m 只蚂蚁选择相邻节点的概率。在节点更新过程中依据捕获的地图信息,以障碍物密度、机器人与各障碍物的实际距离和方位等信息判断是否进入障碍密集区:若进入,转入步骤 5)~7)进行;若不进入,步骤 5)中的权重系数全部做定值处理;

步骤 5)在全局路径规划节点中剔除 $\text{dist}(u_a, \omega_r)$ 大于阈值的节点集合,蚂蚁序号更新,车载处理器计算各障碍物之间的距离 D_{ij} 和机器人穿行机能数 D_s ,获得 D_{\max} 和 D_{\min} 值,计算更新信息素,获得动态更新的权重系数 l 、 m 和 n ;

步骤 6)根据式(8)获得备选速度空间 $U(u_a, \omega_r)$,对 3 个权重系数分别作归一化处理,得到 $t+1$ 时刻机器人的最优速度集合;

步骤 7)执行该速度,判断是否到达目标点:若是,则结束迭代过程;否则返回步骤 1)。

4 试验与分析

4.1 仿真参数初始化

为了进一步验证文中提出的改进 ACO-DWA 算法的整体性能,本文在 MATLAB R2021 仿真平台上对该算法进行了测试。仿真初始化参数如表 2~4 所示。

表 2 机器人运动状态初始参数

参数	x/m	y/m	θ/rad	$u_a/(\text{km} \cdot \text{h}^{-1})$	$\omega_r/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$
起始点	0.5	0.5	0.68	10	20
目标点	9.5	8.5	0	0	0

表 3 DWA 算法初始参数

膨胀半径/ m	时间分辨率/ s	线速度分辨率/ ($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	角速度分辨率/ ($\text{rad} \cdot \text{s}^{-1}$)	预测时间/ s
0.3	0.01	0.03	0.2	4

表 4 ACO 算法初始参数

Table 4 Initial parameters of the ACO algorithm

G	m	α	β	ρ	Q
100	40	3	4	0.5	100

表 3 中,考虑到栅格地图边长为 1,如果膨胀半径设置为 0.5,机器人将与障碍物碰撞。为了确保机器人和障碍物之间的距离不会太近,而且机器人不会绕行,膨胀半径取值为 0.3。栅格地图中有 100 个单元格,分辨率取机器人线速度和角速度的 1/100 即可保证每个单元格都有一个状态节点。因此,线速度和角速度的分辨率分别取 0.03 和 0.2。根据机器人初始线速度的水平和栅格地图的大小,考虑路径规划的最长范围,设计仿真测试时间为 4 s。

表 4 中, α 的大小反映了路径搜索中随机因素的强度。它的值越大,选择先前路径的蚂蚁就越多,搜索的随机性就会减弱。其值越小,搜索将过早地陷入局部最优。根据经验,该值的一般范围为 [1,4]。因此,本文选择了综合求解性能较好的 3。 β 反映了先验因素和确定性因素在寻找最优路径过程中的强度。根据经验,一般取值范围为 [3,5]。本文取 4,这样算法综合性能更好。 ρ 的大小影响算法的收敛速度和全局搜索性能,是一个介于 0 和 1 之间的数。如果它的取值太大,全局搜索能力增强,但算法的收敛速度变慢。根据经验,该值取 0.5。如果蚁群 m 的数量太小,全局性能将降低,并会出现过早停滞。如果 m 太大,算法的收敛速度将减慢。根据经验, m 一般取 10~50 的值,文中取 40。信息素强度 Q 对算法性能的影响取决于上述参数的选择。因此, Q 值的选择无需特别考虑。最大进化代数 G 表示蚁群算法运行结束条件,一般取 100~500,文中取 100。

4.2 算法优化仿真结果

融合蚁群算法的 DWA 算法可以明显加快机器人接近障碍物区域时的局部路径动态更新能力,通过获得的最优目标函数,保证汽车的运动速度、行驶方向和碰撞安全性。如图 9 所示,在栅格地图进入障碍密集区开始,时刻 10.450 s 时,经典 DWA 算法的预测轨迹线是虚线,融合蚁群算法的改进 DWA 算法的轨迹线是实线。可见,虚线线条代表的汽车行驶路径明显增长。在此时刻经典 DWA 算法得到的目标函数明显大于改进 DWA 算法的,按照目标函数最大化的算法逻辑,依照经典 DWA 算法会使机器人继续增大速度和偏转角度,进一步绕开障碍物密集区,最终导致路径增长。

1) 速度改变下算法仿真试验

图 10 所示,虚线表示机器人车速设定 5 km/h,在多个障碍物间预测轨迹产生了一些振荡。为了验证车速对改进 DWA 算法的影响,提高机器人速度提升至 15 km/

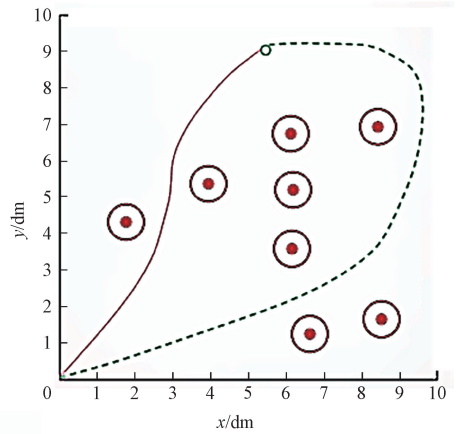


图 9 时刻 10.450 s 机器人预测轨迹
Fig. 9 The trajectory of the robot at 10.450 s

h,如实线所示,可见速度提高轨迹振荡明显消除。

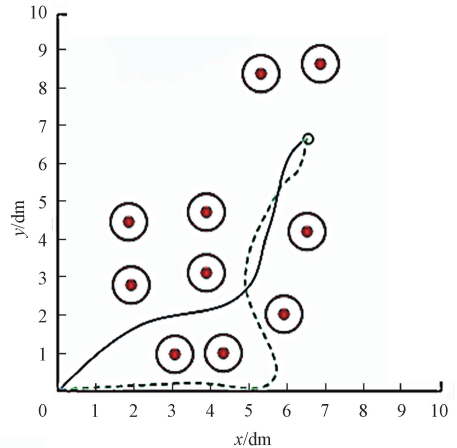


图 10 速度改变机器人的预测轨迹
Fig. 10 Predicted trajectory of changing the speed of the robot

图 11 所示为此情况下目标函数的仿真结果。可以看出,当目标函数的 3 个权重系数进行蚁群算法迭代后,若机器人离障碍物较远,优化后的备选速度集合是较高的;若机器人离障碍物较近,优化后的备选速度集合是较低的。上述算法逻辑完全符合动态调整机器人速度和轨迹的指导思想,保证了机器人在密集障碍物区域的机动性和安全性。

2) 改变障碍物个数和位置下的算法仿真试验

如图 12 所示,增加障碍物的个数和改变障碍物的位置后,新预测的轨迹较前振荡略有减弱,在保证安全性的前提下,机器人从起始点运动至目标点的运行总体效率明显提高。场景 1 中机器人在果树行间边沿运行轨迹相对较直,符合园艺规范要求;场景 2 中计算迭代次数降低了 20.69%,总运行时间下降了 16.78%;场景 3 中在规划路径节点中遇到障碍物导致机器人规划路径失败。总体

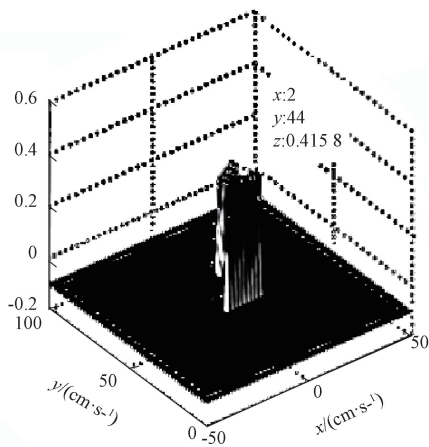


图 11 机器人速度 15 km/h 的目标函数 3D 图

Fig. 11 3D diagram of the objective function at 15 km/h

来说,改进的 ACO-DWA 算法基本能够有效应对各种复杂园内障碍物场景。

为了定量对比多种不同场景下改进算法前后的综合性能,验证算法的普适性,表 5 列出上述 3 种场景的算法性能的对比结果。可见按照改进的 ACO-DWA 算法进行机器人路径规划,场景变换后对机器人的运动性能影响不大。

表 5 场景变换后性能对比结果

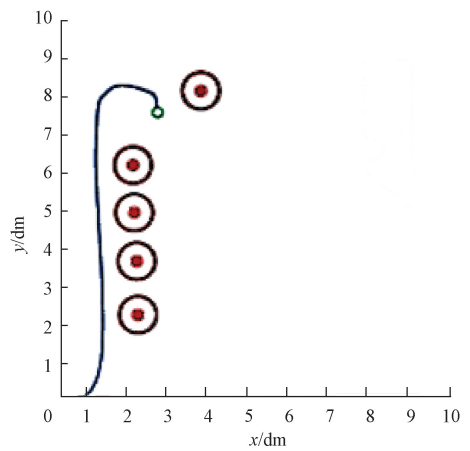
Table 5 Comparison results in different scenarios

场景	安全性/ (dist · m ⁻¹)	迭代步数	总时间/s	总路程/m
场景 1	0.246	339	17.801	15.320
场景 2	0.213	350	18.091	15.231
场景 3	0.177	407	17.443	14.998

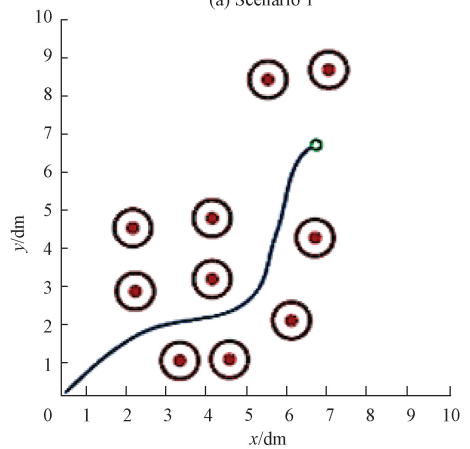
3) 改进的 ACO-DWA 算法与优秀 DWA 算法变体的性能比较

为了比较文中所述的改进 ACO-DWA 算法与其他优秀 DWA 算法变体的性能差异,文中在 10×10 dm² 栅格地图仿真环境中设计了 3 种典型静态障碍物场景,设定栅格单元边长 0.1 m。通过改变机器人的速度和栅格地图精度,比较改进的 ACO-DWA、DWA、DWA-A* 和 BSDWA 算法在路径规划长度、规划时间和平滑度方面的差异。仿真结果如图 13 所示。

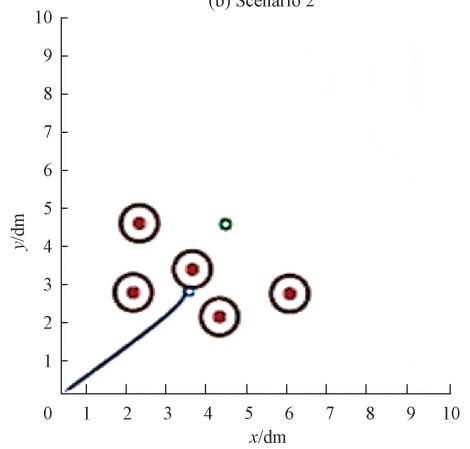
图 13 中,点线表示改进 ACO-DWA 算法的路径轨迹,实线、箭头线和虚线分别表示 DWA、DWA-A*、BSDWA 算法的路径轨迹。当机器人速度设置为 10 km/h 时,这 4 种算法规划的路径轨迹存在明显差异。在环形障碍物场景中,改进的 ACO-DWA 和 DWA-A* 路径规划长度相对较短,转弯次数较少。相比之下,BSDWA 和 DWA 算法在首次遇到障碍物时更倾向选择较远路径。



(a) 场景1
(a) Scenario 1



(b) 场景2
(b) Scenario 2

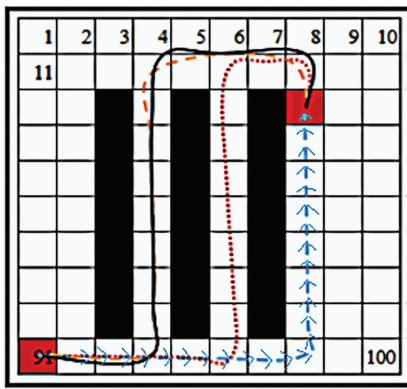


(c) 场景3
(c) Scenario 3

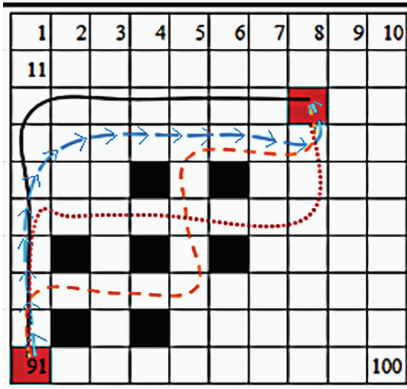
图 12 预测轨迹

Fig. 12 Predicted trajectory

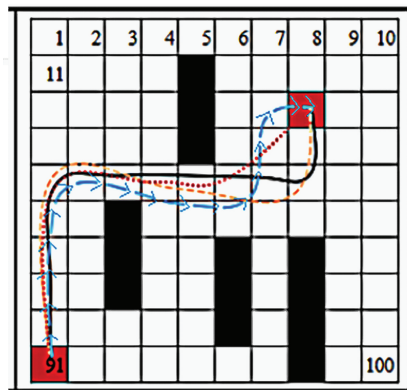
在交错形场景中,BSDWA 算法的轨迹在障碍物之间有明显振荡。但 DWA 和 DWA-A* 的路径规划长度明显较长。在迷宫形场景中,4 种算法在初始阶段的性能没有太大差异。然而,改进的 ACO-DWA 算法在后期选择了



(a) 环形
(a) Circular



(b) 交错形
(b) Staggered



(c) 迷宫形
(c) Maze

图 13 10km/h 时 3 种典型场景的算法性能对比结果

Fig. 13 Comparison of algorithm performance in three typical scenarios at 10 km/h

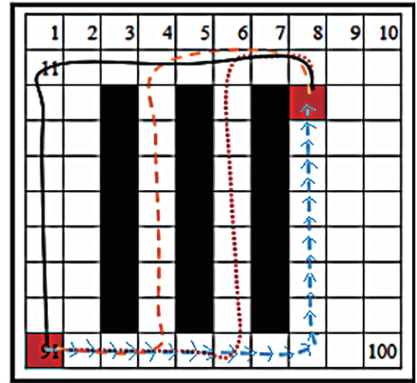
一种更直接的搜索方式,其规划长度是最短的。受文章篇幅限制,表 6 中仅列出交错形场景中机器人路径规划长度、转弯次数和规划时间的仿真结果。

考虑到机器人速度是影响算法性能的重要变量,将机器人速度由 10 km/h 提高到 30 km/h。在上述 3 种情况下获得的仿真结果如图 14 所示。

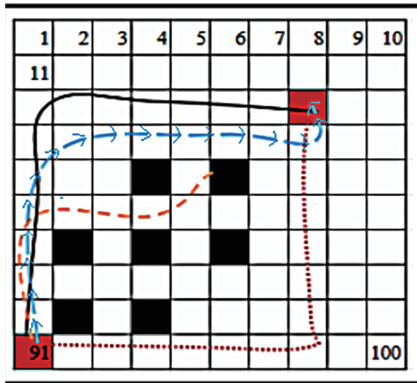
表 6 多种算法性能仿真结果对比

Table 6 Performance comparison of different algorithms

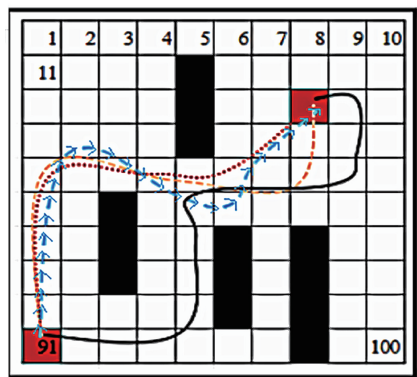
算法	路径规划长度/m	转弯次数	路径规划时间/s
DWA	18.309	1	1.20
改进的 ACO-DWA	14.167	2	0.78
DWA-A*	16.701	2	0.84
BSDWA	17.860	4	1.19



(a) 环形
(a) Circular



(b) 交错形
(b) Staggered



(c) 迷宫形
(c) Maze

图 14 30 km/h 时 3 种典型场景的算法性能对比结果

Fig. 14 Comparison of algorithm performance in three typical scenarios at 30 km/h

与图 13 的仿真结果相比,在环形场景类型中,DWA 算法选择了以绕远的方式来减少转弯次数。改进 ACO-DWA 算法的性能与之前相比没有太大变化。在交错形场景中,这 4 种算法的仿真结果都有了明显的变化。为了避免在交错障碍物中振荡,改进 ACO-DWA 算法选择了不转弯的绕远路径。在迷宫形场景中,DWA 规划了一条非常奇怪的路径,规划距离明显增加,其他 3 条路径都有不同程度的绕远,其中改进 ACO-DWA 的路径最短。总体而言,随着速度的增加,改进 DWA 算法规划的路径相对较短,更符合人们的驾驶逻辑。

比较图 13(b) 和 14(b) 中改进 ACO-DWA 算法的性能可以看出,这两条路径的长度几乎相同,但路径平滑度显著不同。原因可以从图 15 中的蚁群算法的适应度进化曲线中找到。低速下,蚁群在接近局部最优解的地方过早进化,如粗实线所示,减少了搜索的广度。相反,细实线代表了高速情况,蚁群个体具有更强的全局搜索能力,找到了一条全局最优路线。因此,在未来算法优化过程中,可以进一步引入随机因素,使蚁群更具探索性,跳出局部最优解。

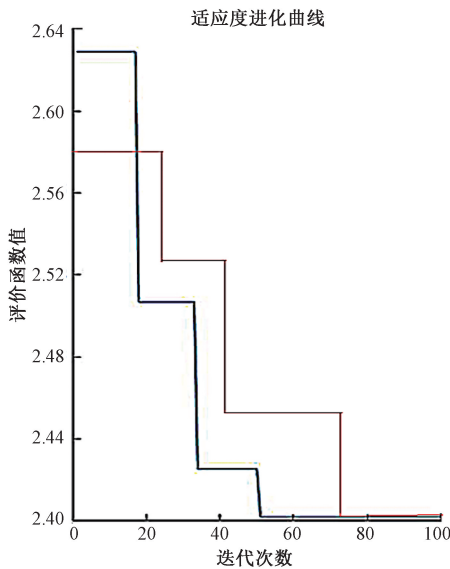


图 15 蚁群算法适应度进化曲线

Fig. 15 Evolution curve of ant colony algorithm fitness

4.3 实景试验

为验证本文所提融合算法的正确性,为更精确分析该方法在多种果树种植密度下的植保机器人可通行区域识别精度,本试验通过布置标定好行距和株距的果树植株,模拟真实场景开展精度分析试验。经过调研,甘肃地区机械化种植果树作物的间隔为大于 50 cm,布置模拟实验如图 16 所示,调节行间距与株间距研究不同行间距与株间距对该方法识别精度的影响。为更好实现模拟场景真实性,试验中调整传感器感知高度,使其所采集点云形

态与真实环境保持一致,所采集对比点云如图 17 所示。通过对比基于 K-means 聚类获取的果树主干定位与模拟植株真实位置,分析果树主干定位误差。



(a) 真实环境
(a) Real environment



(b) 模拟环境
(b) Simulated environment

图 16 模拟试验

Fig. 16 Simulation test

模拟试验场景下果树植株聚类方法定位位置与真实位置对比如图 18 所示,当被测植株距离雷达越远时,测量的果树主干误差有所增加。根据两侧所求得主干中心区域,并通过中心区域圈定可通信区域规划获得导航线。通过对比,行距 70~80 cm 宽度内变化对中心区域识别误差影响较小,试验中导航线最大误差 7.07 cm,最小误差 0.5 cm,平均误差 3.1 cm。

多次试验结果表明,采用 K-means 算法引入置信度来估计果树主干位置,与果树主干实际可通行区域进行对比,X 轴方向 3.7 m 前视范围内平均误差均保持在 ± 6 cm 以内,最大误差为 8.09 cm。虚线代表改进 ACO-DWA 算法的路径轨迹,障碍物间通行的能力最好,路径平滑度也很好。实线、点线和箭头线分别代表 DWA、DWA-A^{*} 和 BSDWA 算法的路径规划,都存在不同程度地绕行和抖振现象。由于机器人宽度限制,移动平台行驶速度与前视距离成正比、与感知规划时间成反比。误差

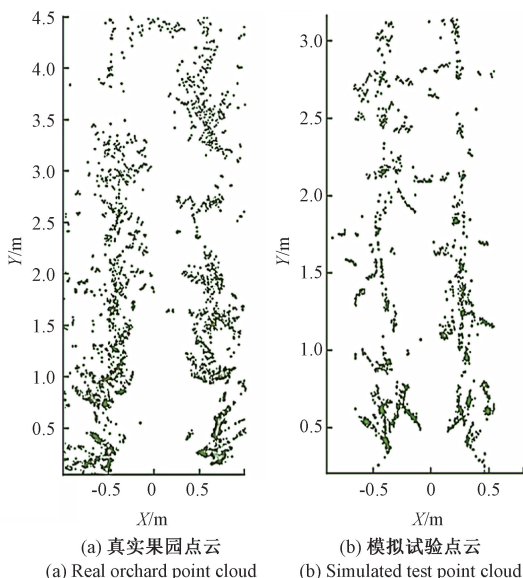


图 17 真实环境与模拟试验点云对比

Fig. 17 Comparison of the point clouds in the real environment and the simulated experiment

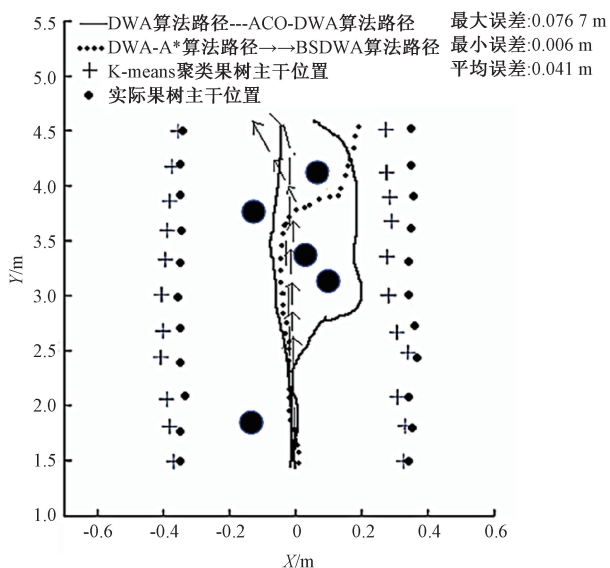


图 18 实景试验路径规划结果对比

Fig. 18 Comparison of fruit tree distribution results

来源主要由于叶片分布不规则,且果树叶片面积较大激光雷达感知点较密集,导致聚类中心受叶片伸展影响较大。作物行间果树叶片重叠会影响两侧植株信息完整性,同样给果树主干区域分析带来干扰。除此之外,车载激光雷达振动和倾斜会造成整体点云的偏移,也会导致主干区域整体偏移。

5 结 论

本文提出了一种用于山地非标准果园的轮式植保机器人路径规划方法,融合了蚁群算法的改进 DWA 算法可以有效提高算法的运行效率,减少机器人在障碍物外绕行的距离和路径规划时间,提高其行驶安全性。通过仿真试验验证了改进的 ACO-DWA 算法的有效性和普适性,该方法使果园植保机器人全局路径的优化收敛速度明显提升。未来将进一步在此基础上研究动态障碍物场景下算法的适用性。

参考文献

[1] 张浩杰,张玉东,梁荣敏,等.改进 A* 算法的机器人能耗最优路径规划方法[J].系统工程与电子技术,2023,45(2):513-520.
ZHANG H J, ZHANG Y D, LIANG R M, et al. Optimal path planning method for robot energy consumption based on improved A* algorithm [J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2023, 45(2):513-520.

[2] 王毅,毛方东,刘波,等.基于圆弧-直线-圆弧理论的移动机器人路径规划[J].科学技术与工程,2018,18(2):111-117.
WANG Y, MAO F D, LIU B, et al. Path planning of mobile robot based on arc-line-arc theory [J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(2):111-117.

[3] 贾焦予,袁杰,李中华,等.葡萄采摘机器人终端作业路径规划方法研究[J].计算机工程与应用,2023,59(14):285-292.
JIA J Y, YUAN J, LI ZH H, et al. Research on terminal operation path planning method of grape picking robot [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(14):285-292.

[4] 高欣宇,田国富.融合改进 A* 和 TEB 算法的机器人路径规划[J].组合机床与自动化加工技术,2023(8):42-45.
GAO X Y, TIAN G F. Robot path planning based on improved A* and TEB algorithm [J]. Control Theory and Applications, 2023(8):42-45.

[5] 马东阳,库祥臣,米显,等.基于改进粒子群算法的避障轨迹规划[J].工业机器人,2022(7):11-17.
MA D Y, KU X CH, MI X, et al. Obstacle avoidance trajectory planning based on improved particle swarm optimization [J]. Industrial Robot, 2022(7):11-17.

[6] 徐思雨,吕冬慧,单仲,等.一种小型多功能农业机器人的设计与实现[J].机电工程技术,2023,52(4):194-198.

- XU S Y, LYU D H, SHAN ZH, et al. Design and implementation of a small multifunctional agricultural robot [J]. Mechanical and Electrical Engineering Technology, 2023, 52(4):194-198.
- [7] 郝琨,张慧杰,李志圣,等.基于改进避障策略和双优化蚁群算法的机器人路径规划[J].农业机械学报,2022,53(8):303-312,422.
- HAO K, ZHANG H J, LI ZH SH, et al. Robot path planning based on improved obstacle avoidance strategy and double optimized ant colony algorithm [J]. Transactions of the CSAM, 2022, 53(8):303-312,422.
- [8] 陈成,何玉庆,卜春光,等.基于四阶贝塞尔曲线的无人车可行轨迹规划[J].自动化学报,2015,41(3):486-496.
- CHEN CH, HE Y Q, BU CH G, et al. Feasible trajectory planning of unmanned vehicle based on fourth-order Bezier curve [J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(3):486-496.
- [9] 曹如月,张振乾,李世超,等.基于改进 A* 算法和 Bezier 曲线的多机协同全局路径规划[J].农业机械学报,2021,52(S1):548-554.
- CAO R Y, ZHANG ZH Q, LI SH CH, et al. Multi-machine collaborative global path planning based on improved A* algorithm and Bézier curve [J]. Transactions of the CSAM, 2021, 52(S1):548-554.
- [10] 吕恩利,林伟加,刘妍华,等.基于 B 样条曲线的智能叉车托盘拾取路径规划研究[J].农业机械学报,2019,50(5):394-402.
- LYU EN L, LIN W J, LIU Y H, et al. Research on intelligent forklift pallet picking path planning based on B-spline curve [J]. Transactions of the CSAM, 2019, 50(5):394-402.
- [11] 代婉玉,张丽娟,吴佳峰,等.改进 TEB 算法的局部路径规划算法研究[J].计算机工程与应用,2022,58(8):283-288.
- DAI W Y, ZHANG L J, WU J F, et al. Research on local path planning algorithm with improved TEB algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(8):283-288.
- [12] 龙樟,李显涛,帅涛,等.工业机器人轨迹规划研究现状综述[J].机械科学与技术,2021,40(6):853-862.
- LONG ZH, LI X T, SHUAI T, et al. A review of the research status of trajectory planning of industrial robots [J]. Mechanical Science and Technology, 2021, 40(6):853-862.
- [13] 郑加强,徐幼林.环境友好型农药喷施机械研究进展与展望[J].农业机械学报,2021,52(3):1-16.
- ZHENG J Q, XU Y L. Research progress and prospect of environment-friendly pesticide spraying machinery [J]. Transactions of the CSAM, 2021, 52(3):1-16.
- [14] 肖艳秋,焦建强,乔东平,等.蚁群算法的基本原理及应用综述[J].轻工科技,2018,34(3):69-72.
- XIAO Y Q, JIAO J Q, QIAO D P, et al. Overview of the Basic Principles and Applications of Ant Colony Algorithm [J]. Light Industry Technology, 2018, 34(3):69-72.
- [15] 杨硕,张伯泉,曾安,等.基于 FNN 的轮式机器人路径跟踪研究[J].测控技术,2015,34(5):65-68.
- YANG SH, ZHANG B Q, ZENG AN, et al. Research on path tracking of wheeled robot based on FNN [J]. Measurement and Control Technology, 2015, 34(5):65-68.
- [16] 郑凯林,韩宝玲,王新达.基于改进 TEB 算法的阿克曼机器人运动规划系统[J].科学技术与工程,2020,20(10):3997-4003.
- ZHENG K L, HAN B L, WANG X D. Ackermann robot motion planning system based on improved TEB algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(10):3997-4003.
- [17] 沈跃,刘子涵,刘慧,等.基于多约束条件的果园喷雾机器人路径规划方法[J].农业机械学报,2023,54(7):57-67.
- SHEN Y, LIU Z H, LIU H, et al. Path planning method of orchard spraying robot based on multiple constraints [J]. Transactions of the CSAM, 2023, 54(7):57-67.
- [18] 王韬.基于小波神经网络模糊滑模控制的轮式移动机器人避障研究[J].中国工程机械学报,2020,18(3):278-282.
- WANG T. Research on obstacle avoidance of wheeled mobile robot based on wavelet neural network fuzzy sliding mode control [J]. Proceedings of the China Engineering Machinery, 2020, 18(3):278-282.
- [19] 李俊,舒志兵,王苏洲.基于样条函数和改进遗传算法的机器人轨迹规划[J].设计与研究,2017(7):91-95.
- LI J, SHU ZH B, WANG S ZH. Robot trajectory planning based on spline function and improved genetic algorithm [J]. Design and Research, 2017(7):91-95.
- [20] 兰玉彬,闫瑜,王宝聚,等.智能施药机器人关键技术研究现状及发展趋势[J].农业工程学报,2022,38(20):30-40.
- LAN Y B, YAN Y, WANG B J, et al. Research status and development trend of key technologies of intelligent pesticide application robot [J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(20):30-40.

作者简介



牛晶, 2008 年于中国农业大学获得学士学位, 2010 年于北京理工大学获得硕士学位, 现为天水师范学院机电与汽车工程学院副教授, 主要研究方向为自动驾驶、机器人路径导航及规划。

E-mail: sensily@163.com

Niu Jing received her B. Sc. degree from China Agricultural University in 2008 and M. Sc. degree from Beijing Institute of Technology in 2010. Now she is an associate professor in the School of Mechanical and Electrical and Automotive Engineering,

Tianshui Normal University. Her main research interests include autonomous driving, robot path navigation and planning.



申传艳(通信作者), 2023 年于临沂大学获得学士学位, 现为天水师范学院研究生, 主要研究方向为机器人移动路径规划。

E-mail: 1339733752@qq.com

Shen Chuanyan (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Linyi University in 2023. Now she is a M. Sc. candidate in Tianshui Normal University. Her main research interest includes robot movement path planning.