doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.03.020

融合自适应 A* 算法与轨迹优化的果园移动机器人路径规划方法

李建平[1]　鲍海波[1]　邓孝亮[1]　田文斌[1]　王　玲[1,2]　陈　度[1,2]
朱建新[3]　李　端[4]　严瑞东[5]

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 智能农业动力装备全国重点实验室, 北京 100083;
3. 山河智能装备股份有限公司, 长沙 410100; 4. 北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院, 北京 100191;
5. 北京交通大学系统科学学院, 北京 100044)

摘要: 果园移动机器人自主安全作业的实现依赖于高效的路径规划技术。针对现有方法在复杂果园环境中普遍存在的规划效率低、路径折点多、平滑性差等问题,提出一种融合自适应 A* 算法与轨迹优化的自主路径规划方法,以提升果园移动机器人的自主导航与作业性能。首先,构建果园栅格地图模型作为全局规划基础;其次,采用实时优化的代价权重-中心线偏移双函数协同机制增强自适应 A* 算法,并设计动态 5 邻域搜索策略进行全局路径搜索;随后,应用三阶贝塞尔曲线进行路径自适应平滑处理,生成满足果园机器人作业要求的曲率连续导航轨迹。基于典型果园环境的仿真试验结果表明,相较于改进 A* 算法,本方法在无障碍与有障碍场景下,平均路径规划时间分别降低了 23.8%(17.15 ms)和 23.1%(16.09 ms),路径平均曲率分别降低了 10.7%(0.011 m^{-1})和 15.8%(0.028 m^{-1})。实地试验表明,平均搜索规划时间分别减少了 26.4%(19.01 ms)和 27.4%(21.28 ms),路径平均曲率分别降低了 7.3%(0.009 m^{-1})和 8.7%(0.013 m^{-1})。该方法显著提升了路径规划效率与平滑性,有效满足果园机器人实际作业需求,具备良好的实用价值。

关键词: 果园移动机器人; 路径规划; A* 算法; 贝塞尔曲线; 轨迹优化
中图分类号: TP242.6　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)03-0206-09　　**OSID**:

Path Planning Method of Orchard Mobile Robot Based on Adaptive A* Algorithm and Trajectory Optimization

LI Jianping[1]　BAO Haibo[1]　DENG Xiaoliang[1]　TIAN Wenbin[1]　WANG Ling[1,2]
CHEN Du[1,2]　ZHU Jianxin[3]　LI Duan[4]　YAN Ruidong[5]

(1. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *State Key Laboratory of Intelligent Agricultural Power Equipment*, *Beijing* 100083, *China*
3. *Sunward Intelligent Equipment Co., Ltd.*, *Changsha* 410100, *China*
4. *School of Instrumentation and Optoelectronic Engineering*, *Beihang University*, *Beijing* 100191, *China*
5. *School of System Science*, *Beijing Jiaotong University*, *Beijing* 100044, *China*)

Abstract: The realization of autonomous and safe operation for orchard mobile robots relies critically on efficient path planning technology. To address the prevalent challenges of low planning efficiency, excessive path turning points, and poor smoothness in existing path planning methods within complex orchard environments, an autonomous path planning method was proposed, integrating an adaptive A* algorithm with trajectory optimization, improving the autonomous navigation and operation performance of robots. Firstly, an orchard grid map model was constructed as the foundation for global planning. Secondly, a real-time optimization mechanism combining cost-weighted and centerline offset functions enhanced the adaptive A* algorithm, and a dynamic five-neighborhood search strategy was introduced for comprehensive global path searching. Subsequently, third-order Bézier curves were applied for adaptive

收稿日期: 2025-07-09　修回日期: 2025-07-15
基金项目: 湖南省智能农机装备创新研发项目(202404710710436)
作者简介: 李建平(1968—),男,副教授,主要从事智能农机装备研究,E-mail: ljping@cau.edu.cn
通信作者: 田文斌(1988—),男,副教授,博士生导师,主要从事智能农机装备研究,E-mail: wenbin.tian@cau.edu.cn

path smoothing, generating a curvature-continuous navigation trajectory that met the operational requirements of orchard robots. Simulation and field experiments conducted in representative orchard environments demonstrated that compared with an improved A* algorithm, the proposed method significantly reduced the average path planning time by 23.8% (17.15 ms) and 23.1% (16.09 ms) in obstacle-free and obstacle-present scenarios, respectively, while achieving a reduction in path average curvature by 10.7% (0.011 m^{-1}) and 15.8% (0.028 m^{-1}). Field tests further validated the reductions in average planning time by 26.4% (19.01 ms) and 27.4% (21.28 ms), along with decreases in path average curvature by 7.3% (0.009 m^{-1}) and 8.7% (0.013 m^{-1}) under the respective scenarios. The proposed method significantly enhanced path planning efficiency and smoothness, effectively meeting the practical operational demands of orchard robots and demonstrating strong potential for practical application.

Key words: orchard mobile robot; path planning; A* algorithms; Bézier curve; path optimization

0　引言

面对全球农业劳动力短缺与资源消耗加剧，提升农业生产力成为关键挑战[1]。传统人工作业模式难以满足水果产业日益增长的生产需求，亟需发展果园智能作业装备[2]。近年来，基于无人地面车辆(Unmanned ground vehicle，UGV)的果园移动机器人展现出显著优势，可高效执行喷药、耕作、除草及采收等重复性任务[3-4]，其应用潜力在于降低人力成本、稳定生产效率。果园机器人的自主移动高度依赖预先规划的高效、平滑和安全特性，高质量的路径规划是提升其在非结构化复杂果园环境中作业效率与质量的关键[5-7]。

果园路径规划技术是在已知先验环境信息的情况下，规划从起点到目标点可行的无碰撞路径[8]。现有研究已探索多种方法，如快速扩展随机树(Rapidly-exploring random trees，RRT)算法、A* 算法、遗传算法(Genetic algorithm，GA)等[9-11]。其中，A* 算法因引入启发式信息降低时空复杂度，在快速获取最优路径方面表现优异[12-13]，被广泛应用于农业机器人的路径规划领域。然而，在复杂果园环境中，传统 A* 算法存在明显局限：规划路径转折点多、平滑性差、效率低且避障能力不足，影响机器人移动效能。此外，其点到点规划模式难以满足果树行间连续遍历的作业需求。

针对上述问题，学者提出了多种改进方案。LI 等[14]结合改进 A* 与 DWA 算法提升红枣密植园路径规划的准确性与稳定性，但路径转折点仍较多。劳彩莲等[15]提出基于改进 A* 与 DWA 融合的温室机器人路径规划算法，通过优化关键点选取策略提升路径平滑性与实时性，但在复杂场景中算法搜索效率提升有限。曹如月等[16]提出基于改进 A* 算法与 Bézier 曲线融合的多机协同全局路径规划方法，提升规划搜索效率，但未在实际农田环境中进行验证。毕泗兴等[17]通过引入障碍物密度系数优化 A* 启发函数及双向搜索策略，缩短了搜索时间，但验证场景简单且未解决全局遍历问题。陆向龙等[18]融合改进 A* 与 DWA 实现果园喷雾路径的全局覆盖与平滑，但搜索效率低、耗时长且缺乏实地验证。张万枝等[8]采用改进 A* 结合低阶贝塞尔曲线拼接，提高了搜索效率与路径曲率，但其邻域动态搜索策略较为单一，效率仍有优化空间。综上所述，现有改进方法虽已取得一定进展，但仍普遍存在路径转折点多、搜索效率较低、验证不充分等关键问题，难以满足复杂果园环境对高效、平滑、全覆盖路径的迫切需求。

针对现有 A* 算法在复杂果园场景中规划效率低、路径折点多、平滑性差的问题，为满足行间连续遍历作业需求，本文提出一种融合自适应 A* 与轨迹优化的果园移动机器人路径规划方法。该方法改进传统 A* 算法，使其具备环境自适应能力，根据果园环境特征，动态调整启发式函数权重，智能平衡搜索效率和路径最优性；引入中心线偏移惩罚函数，主动引导路径贴合果园行间作业的中心线；并设计基于场景的动态五邻域搜索策略，依据障碍物分布智能选择最优扩展方向，显著减少不必要的绕行和冗余节点扩展，从而高效生成更优初始路径；采用三阶贝塞尔曲线进行自适应平滑路径，构建出曲率连续的导航轨迹，最后通过仿真与实地试验验证算法可行性。

1　算法原理

1.1　果园路径规划问题分析

在标准化果园中，果树呈现规则化种植模式，形成具有高度方向一致性与空间均匀性的典型作业场景。在这种场景下，果园机器人的路径规划旨在生成一条安全可靠、距离较短且平滑的作业路径，以实现能量损耗最小化[19]。然而，实际果园环境复杂多变，机器人需结合具体作业需求进行全局路径规划。通常情况下，为保证作业效果(如喷施或采摘覆盖

率),机器人需尽可能沿行中心线行驶。

本研究首先基于激光雷达数据,应用 SLAM - GMapping 算法构建二维果园环境地图,以此作为全局路径规划的基础。继而,果园移动机器人以自身位置为起点,利用自适应 A* 算法在栅格地图中生成初始全局路径。随后,消除全局路径的多余节点,保留初始起点、中间过渡点和最终目标点;将获得的路径点提取为特征点,并结合果园实际环境和作业要求,融合三阶贝塞尔曲线优化轨迹,最后生成符合果园移动机器人作业要求的路径(图 1)。

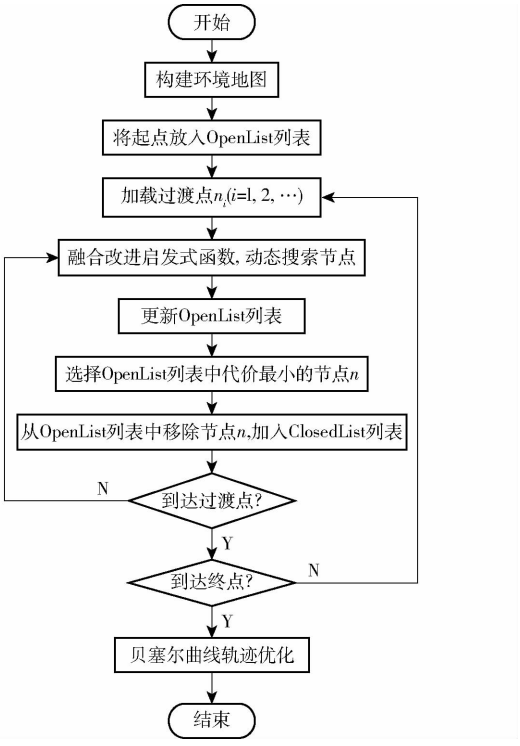


图 1 融合自适应 A* 算法和轨迹优化方法流程图

Fig. 1 Flowchart of method based on adaptive A* algorithm and trajectory optimization

1.2 传统 A* 算法原理

A* 算法是果园移动机器人导航中广泛应用的全局路径规划算法之一。它在静态路网中被视为求解最优路径的高效直接搜索方法。该算法融合了 Dijkstra 算法和广度优先搜索(BFS)的优势,通过引入启发式信息显著提升搜索效率。其核心在于利用代价函数 $F(n)$ 指导搜索方向,以确保寻得最优路径[16]。具体而言,A* 算法从初始节点出发,逐步扩展到其周围的邻近节点,并通过启发函数 $H(n)$ 计算每个节点到目标点的预估代价。然后,选择代价最低的节点作为新的搜索起点,并迭代上述搜索过程[13]。这一过程不断重复,直到到达目标点。最终,算法通过回溯节点信息,生成全局规划轨迹。由于搜索过程中,所有路径节点的代价均为最小,因此最终获得的路径为全局最优,即总代价最小。A* 算法的代价函数为

$$F(n) = G(n) + H(n) \tag{1}$$

式中 $F(n)$——初始状态到目标状态的预估总代价

$G(n)$——初始状态到当前状态的实际代价

$H(n)$——当前状态到目标状态的预估代价

A* 算法沿着接近目标的方向进行搜索,并对访问的每个节点进行评估。当扩展某一节点时,其周围的邻近节点将被添加到 OpenList 中[20]。该算法会从 OpenList 中选择估值最低的节点作为下一个扩展节点,并将其加入到 ClosedList 中。此过程持续进行,直到目标节点被存入 OpenList 并成功规划。

2 自适应 A* 算法

2.1 改进 A* 代价函数

传统 A* 算法在路径搜索过程中常遍历大量冗余节点,导致效率低下,且生成路径的拐点较多,缺乏平滑性,不利于果园机器人的实际移动。为解决这些问题,结合果园作业场景的具体需求,提出了一种自适应 A* 算法,对传统 A* 算法进行改进,重点增强其启发式函数与节点筛选机制。改进目标在于加速搜索、减少转向次数、生成更平滑轨迹、提升规划效率,并引导路径尽量贴近果树行间中心线,从而整体提升算法在果园作业规划中的性能。

A* 算法的代价函数 $F(n)$ 由实际代价 $G(n)$ 和预估代价 $H(n)$2 部分组成。其中,$H(n)$ 是 A* 算法中的启发式函数,其主要作用是正确指引路径规划过程中的搜索方向[21],其选择直接影响节点的搜索和扩展,进而影响整体算法的速度和准确性。通常,距离估计值越接近实际值,搜索速度越快。当 $H(n)=0$ 时,A* 算法退化为 Dijkstra 算法,能够找到最短作业路径,但需遍历大量节点,效率较低。当 $G(n)=0$ 时,A* 算法则变为贪心算法,效率高但可能无法获得最优解[22]。在路径规划过程中,若 $H(n)$ 高估了节点到目标的实际代价,算法效率可能提升,但可能丢失最优路径;相反,如果 $H(n)$ 低估了实际代价,算法能找到最优路径,但扩展节点增多、搜索范围扩大,效率降低。因此,优化启发式函数 $H(n)$ 是提升 A* 算法搜索效率与精度的关键。

本文结合果园的实际作业需求,引入了中心线偏移惩罚函数 $l_r(n)$,并设置了动态权重函数 $\alpha(n)$,以优化启发式函数,从而减少路径搜索时间,提高搜索效率,实现最优路径规划。由于果园移动机器人在实际作业中并不总是沿着直线路径移动,其路径代价估计需更贴合实际情况。采用曼哈顿距离估计会导致高于实际移动距离,而欧氏距离估计则可能

低于实际移动距离。因此，$H(n)$的基础距离估计采用对角线距离估计[18]。其中，距离估计代价函数$H_d(n)$为

$$H_d(n) = \sqrt{2}h_d(n) + h_s(n) - 2h_d(n) \tag{2}$$

其中
$$h_d(n) = \min(|x_j - x_n|, |y_j - y_n|)$$
$$h_s(n) = |x_j - x_n| + |y_j - y_n|$$

式中　(x_j, y_j)——目标点坐标
　　(x_n, y_n)——当前节点坐标

因此，改进后 A* 算法的评价函数为

$$\begin{cases} F(n) = G(n) + \alpha(n)H(n) \\ H(n) = H_d(n) + l_\tau(n) \end{cases} \tag{3}$$

考虑到果园移动机器人的作业特性，在搜索初始阶段（即距离目标点较远时），快速接近目标区域至关重要；而在临近目标点时，获得精确路径则变得更为关键。为提高搜索效率，$H(n)$的动态权重函数$\alpha(n)$需根据当前节点与目标点的距离以及环境复杂度进行实时调整[23]。当当前位置距离目标较远时，应适当增大 $\alpha(n)$以加速搜索向目标区域推进；随着搜索接近目标，则减小 $\alpha(n)$，以强化实际代价$G(n)$的影响，防止 $H(n)$的高估阻碍最优路径的发现[11]。

因此，为了减少搜索时间并提高运算效率，改进后的启发式函数权重函数 $\alpha(n)$为

$$\alpha(n) = 1 + k_1 \frac{d_1}{d_2} \tag{4}$$

式中　d_1——起始点到目标点距离
　　d_2——当前节点到目标点距离
　　k_1——动态调整权重系数

改进后的启发式函数 $H(n)$随着搜索进程深入及当前节点与目标点距离减小，权重函数 $\alpha(n)$相应递减。这在保证算法效率的同时，将规划重心逐渐转移至路径最优性的精细搜索。

传统 A* 算法规划的果园路径常紧邻树行安全边界而偏离行间中心线，没有结合作业需求，导致路径转折频繁、转角过大，易增大自主导航的碰撞风险，显著降低作业效率与可靠性。为此，引入中心线偏移惩罚函数$l_\tau(n)$以优化路径规划。在作业区域内，果园机器人应优先沿果树行间中心线行进，偏离中心线越远则路径代价越高；非作业区域则不施加该惩罚项。其计算式为

$$l_\tau(n) = \beta(n)D(n) \tag{5}$$

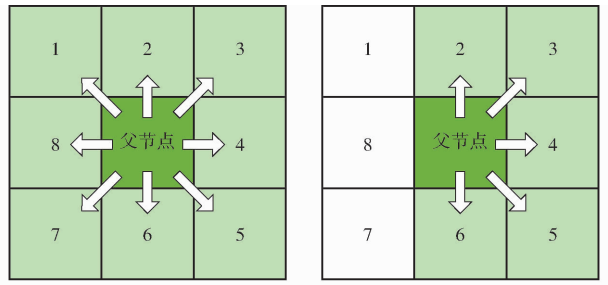
其中
$$\beta(n) = \begin{cases} k_2 & (n \in F_{operation}) \\ 0 & (n \in F_{non-operation}) \end{cases} \tag{6}$$

式中　$\beta(n)$——中心线偏移权重函数
　　k_2——中心线偏移惩罚值
　　$D(n)$——当前节点距离中心线的横向偏移距离惩罚值
　　$F_{operation}$——作业区域
　　$F_{non-operation}$——非作业区域

传统 A* 算法仅能完成点到点的路径规划，适用于果园的单行作业。然而，当果园种植规模较大时，果园机器人可能直接穿过果树行到达目标点，无法满足全局作业的要求。为此，本文在优化启发函数的基础上，构建多行间过渡点串联的全局规划机制。该算法以机器人当前位置为起点，搜索首个行间过渡点，以该过渡点为新起点，迭代搜索后续过渡点，最终衔接至目标点，生成全局最优作业路径。

2.2　改进 A* 搜索邻域

如图 2a 所示，传统的 A* 算法采用固定 8 邻域搜索，以当前父节点为中心，遍历 8 个方向。在复杂果园场景中，此策略易产生冗余搜索方向，显著增加计算耗时并降低路径规划效率[23]。



(a) 传统A*算法8邻域搜索　　(b) 自适应A*算法5邻域搜索

图 2　A* 算法搜索邻域

Fig. 2　A* algorithm search neighborhood

本文提出了一种基于动态 5 邻域搜索策略，依据当前节点与目标点连线方向自适应选择邻域。改进了传统 8 邻域搜索，最大限度地减少不必要的绕道和冗余，从而提高搜索效率。该动态邻域搜索优化方法基于当前节点与目标点之间的连线与相邻节点方向的顺时针夹角 θ。具体规则如表 1 所示。优化后的搜索邻域如图 2b 所示。理论动态邻域搜索方法的优化规则适用于果园机器人周围没有障碍物的情况。在实际路径规划中，还需考虑障碍物的影响，通过障碍物分级响应机制实现安全避障来进一步优化搜索邻域。当遇到障碍物较少时，仅删除障碍物所在节点，例如，若障碍物位于节点 1 时，删除其节点。如果障碍物数量较多，即检测到搜索停滞（连续 5 次扩展失败）时，进行邻域回溯扩展，应用 8 邻域搜索突破局部极小值，成功后立即切换回动态邻域模式以避免规划的作业路径穿过障碍物，确保安全作业，如图 3 所示。这样的动态邻域搜索方法可以根据障碍物的具体位置调整搜索邻域，从而在保障安全的同时，提高路径规划效率。

表 1 动态 5 邻域搜索优化规则

Tab. 1 Dynamic 5 neighborhood search optimization rules

θ/(°)	保留节点	放弃节点
[22.5,67.5)	2,3,4,5,6	1,7,8
[67.5,112.5)	3,4,5,6,7	1,2,8
[112.5,157.5)	4,5,6,7,8	1,2,3
[157.5,202.5)	1,5,6,7,8	2,3,4
[202.5,247.5)	1,2,6,7,8	3,4,5
[247.5,292.5)	1,2,3,7,8	4,5,6
[292.5,337.5)	1,2,3,4,8	5,6,7
[337.5,360) ∪ [0,22.5)	1,2,3,4,5	6,7,8

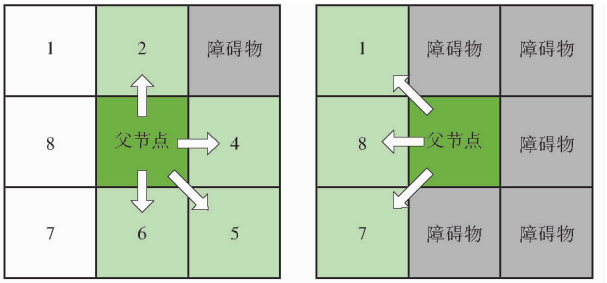


图 3 优化搜索邻域

Fig. 3 Search neighborhood optimization

2.3 贝塞尔曲线自适应平滑

由于 A* 算法所规划路径折点较多且平滑度不高,易引发果园机器人轨迹偏移与急停急转,不利于果园机器人的正常移动。为了确保果园机器人能够平稳安全作业,并减少不必要的能量消耗,需要对规划的路径进行平滑处理。贝塞尔曲线是一种在三维空间中显示光滑曲线的方法,因其结构简单、平滑能力强而被广泛应用于路径二次优化中[24-26]。当有 $N+1$ 个控制点时,对应的 N 阶贝塞尔曲线表示为

$$P(t)=\sum_{i=1}^{N}P_iB_{i,N}(t)=C_N^it^i(1-t)^{N-i}\quad(t\in[0,1]) \tag{7}$$

式中 P_i——贝塞尔曲线控制点

N——贝塞尔曲线的阶数

t——贝塞尔曲线参数

$B_{i,N}$——伯恩斯坦基函数

由于高阶贝塞尔曲线复杂程度高,数值稳定性较差,因此,本研究提出一种基于路径几何特征的三阶贝塞尔自适应平滑方法。三阶贝塞尔曲线公式为

$$P(t)=(1-t)^3P_0+3t(1-t)^2P_1+3t^2(1-t)P_2+t^3 \tag{8}$$

三阶贝塞尔曲线自适应平滑优化示意图如图 4(图中,N_j 为位于节点段 P_iP_{i+1} 路径的辅助中点,其中 $i=2j+1$)所示。三阶贝塞尔曲线需要 4 个控制点,下一段的起点应与上一段贝塞尔曲线的终点重合,且需要保证各段曲线在连接点处具有 G^1 连续[27]。因此,优化的贝塞尔曲线可以通过调整控制点的位置,及时调整路径,有效控制折弯处路径的曲率。为保证优化路径的连续性,除第 1 段贝塞尔曲线路径外,每段平滑路径的起点和终点都为节点段辅助中点。第 1 段贝塞尔曲线控制点分别表示为 P_0、P_1、P_2 和 N_1,第 2 段表示 N_1、P_3、P_4 和 N_2。通过贝塞尔曲线对路径进行平滑处理后,将原来的折点替换为光滑的弧线,最终通过分段贝塞尔曲线拼接,实现全局曲率优化,有利于保持果园机器人运动稳定性,减少能量损耗。

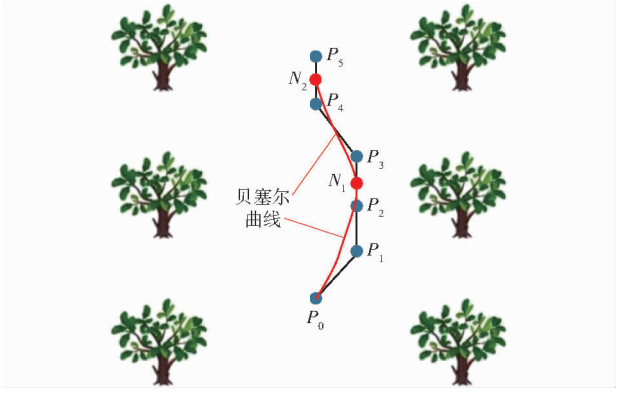


图 4 三阶贝塞尔曲线平滑示意图

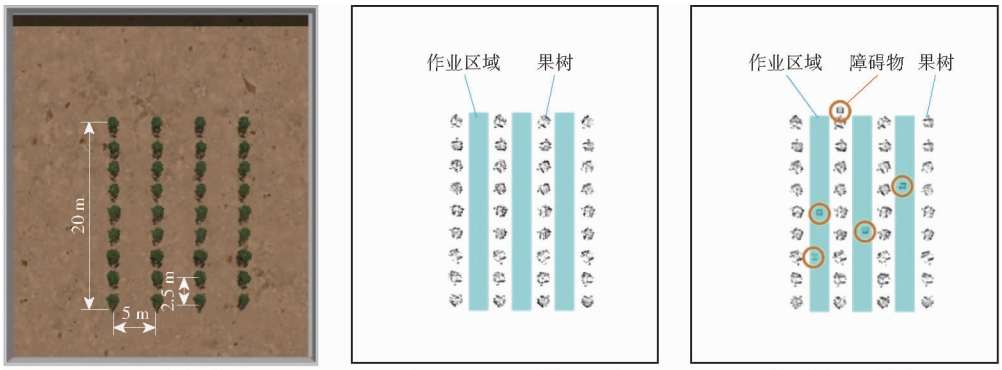
Fig. 4 Third-order Bézier curve smoothing schematic

3 仿真试验与分析

3.1 模拟果园场景搭建

为有效评估融合自适应 A* 与轨迹优化算法在果园环境中的路径规划性能,本研究在 Ubuntu 20.04 系统下的 ROS 框架中,基于 Gazebo 仿真平台构建了 2 种典型虚拟果园场景:无障碍物环境和有障碍物环境。如图 5a 所示,虚拟果园由 4 行果树组成,果树株距为 2.5 m,行距为 5 m,每行长度为 20 m。为确保与后续实地试验的验证结果一致,仿真环境中使用的传感器和机器人平台与实地试验所用的平台相同。果园机器人利用激光雷达获取环境点云数据,并基于此分别应用三维点云投影算法[28]和 SLAM-GMapping 算法[29],构建了果园二维栅格地图,如图 5b、5c 所示。

此外,为系统验证所提算法的性能优势,设计了对比试验,将传统 A* 算法、文献[14]中的改进 A* 算法和本研究所提算法进行对比。所有算法均在上述 2 种仿真果园环境下独立运行。通过统计并分析三者在规划路径长度、规划耗时以及路径平均曲率等关键指标上的差异,以定量说明本算法的优越性。为保障评估的公平性与准确性,每组试验均设定相同的起点与终点目标位置,且每种算法在每种环境



(a) 仿真果园环境　(b) 无障碍物二维果园地图　(c) 有障碍物二维果园地图

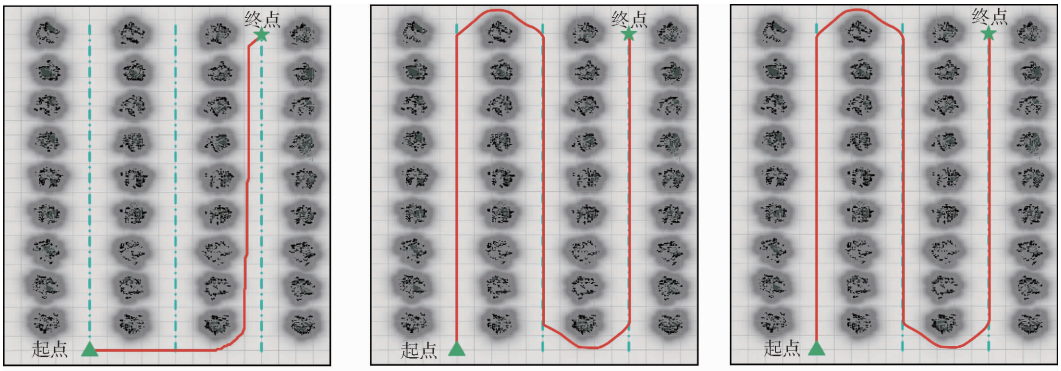
图 5　果园场景模拟图

Fig. 5　Orchard scenario simulation

下均独立重复进行 20 次规划试验。

3.2　仿真验证试验

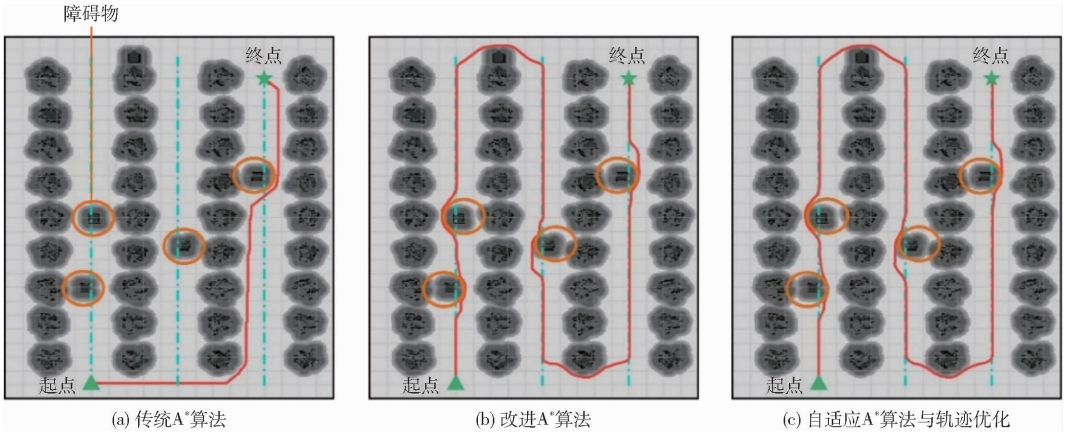
仿真试验中，3 种算法分别在 2 种模拟果园环境下进行了路径规划。规划生成的全局路径如图 6（绿色三角形标记起点，绿色星形标记终点，红色线段表示规划路径，蓝色线段为果树行中心线，橘色框为障碍物）和图 7 所示。图中清晰展示了在无障碍物场景下和有障碍物场景下果园机器人使用不同算法生成的轨迹差异。可视化对比表明，传统 A* 算法规划的路径存在明显不足，无法有效覆盖作业区域，难以满足实际果园全局作业需求。相比之下，所提出的方法生成的路径波动更小，折点更少，更加平滑，整体轨迹质量优于其他方法，更契合果园机器人的移动特性。



(a) 传统A*算法　(b) 改进A*算法　(c) 自适应A*算法与轨迹优化

图 6　仿真果园无障碍物环境下机器人的轨迹

Fig. 6　Robot trajectories in simulated orchard environment under obstacle-free conditions



(a) 传统A*算法　(b) 改进A*算法　(c) 自适应A*算法与轨迹优化

图 7　仿真果园有障碍物环境下果园机器人的轨迹

Fig. 7　Robot trajectories in simulated orchard environment with obstacles

此外，从表 2 可知，传统 A* 算法虽路径长度最短，但其轨迹形态无法满足实际遍历作业要求。在无障碍物环境中，相比改进 A* 算法，本文算法路径长度平均缩短了 2.3%（1.756 m），搜索规划时间平均减少了 23.8%（17.15 ms），且生成的路径平均曲率降低了 10.7%（0.011 m^{-1}）。规划效率的提升主

要源于自适应动态权重机制和优化的动态搜索策略;同时,基于贝塞尔曲线的轨迹优化方法有效消除了路径中的冗余转折点,提高了路径平滑度。在存在障碍物的环境中,本文算法相较改进 A* 算法展现出更为显著的优势,路径长度平均缩短 3.6%(2.807 m),搜索规划时间平均减少 21.3%(16.09 ms),路径平均曲率降低 15.8%(0.028 m^{-1}),这得益于所融合的障碍物响应机制,进一步凸显了算法在复杂环境下的有效性。因此,本文方法所生成的路径兼具更高的规划效率和更优的路径质量,这不仅有助于提升机器人的跟踪控制性能,更充分证明了该方法在复杂果园环境下能够高效、快速地完成路径规划任务,并有效趋近最优路径解。

表 2 3 种算法仿真试验性能对比结果

Tab. 2 Comparison results of simulation experiment performance of three algorithms

果园环境	规划方法	路径长度/m	路径平均曲率/m^{-1}	搜索规划时间/ms
无障碍物	传统 A* 算法	30.705	0.129	167.82
	改进 A* 算法	75.042	0.103	72.07
	自适应 A* 算法与轨迹优化(本文算法)	73.286	0.092	54.92
有障碍物	传统 A* 算法	31.194	0.184	185.73
	改进 A* 算法	78.578	0.177	75.60
	自适应 A* 算法与轨迹优化(本文算法)	75.771	0.149	59.51

4 实地试验

4.1 果园机器人试验平台搭建

果园机器人测试平台主要由移动机器人底盘、嵌入式边缘计算设备和传感器设备 3 部分构成。移动机器人底盘(松灵 Scout mini)采用四轮差速驱动与线控设计,传感器设备包括三维激光雷达(大疆 Livox Hap)和 IMU(东莞轮趣),平台整体结构如图 8 所示。基于 Ubuntu 20.04 的 ROS 系统,利用 Python 和 C++ 编写了机器人通讯和规划代码。

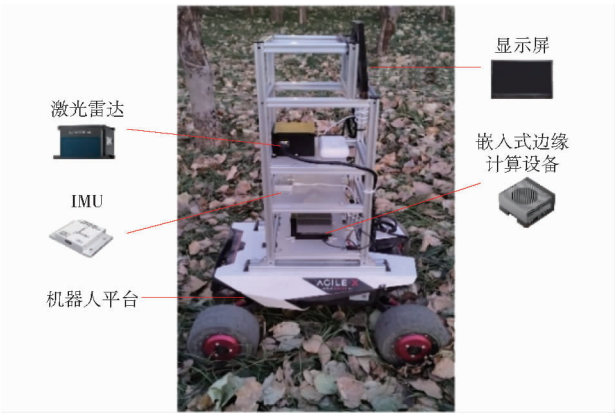
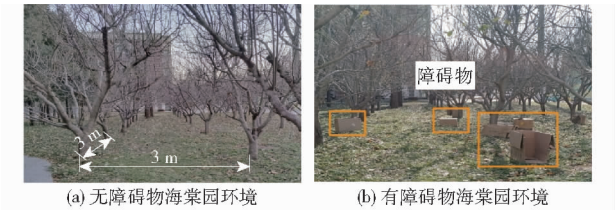


图 8 果园机器人平台

Fig. 8 Orchard robot platform

实地试验在中国农业大学东校区海棠园内进行。果园布局如图 9 所示,果树株距与行距均设定为 3.0 m。试验利用激光雷达采集环境数据,并基于 SLAM - GMapping 算法构建了海棠园的二维栅格地图。在此基础之上分别应用传统 A* 算法、文献[14]中的改进 A* 算法及本文所提算法进行路径规划试验。为定量评估算法性能,选取规划耗时、规划路径长度和规划路径平均曲率作为评价指标。为确保评估结果的统计显著性与公平性,每组试验均固定相同的起点与终点坐标,且每种算法在相同环境下均独立执行 20 次重复规划试验。



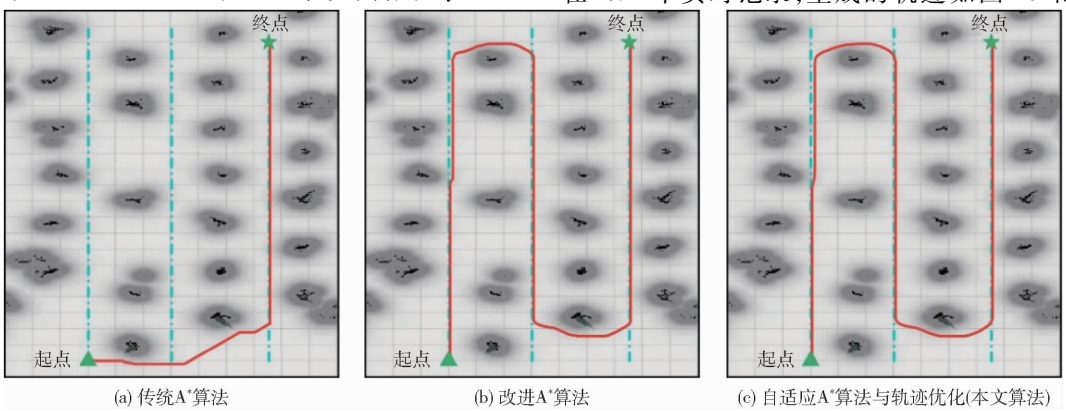
(a) 无障碍物海棠园环境 (b) 有障碍物海棠园环境

图 9 海棠园试验场景

Fig. 9 Crabapple orchard test scenario

4.2 实地试验与结果分析

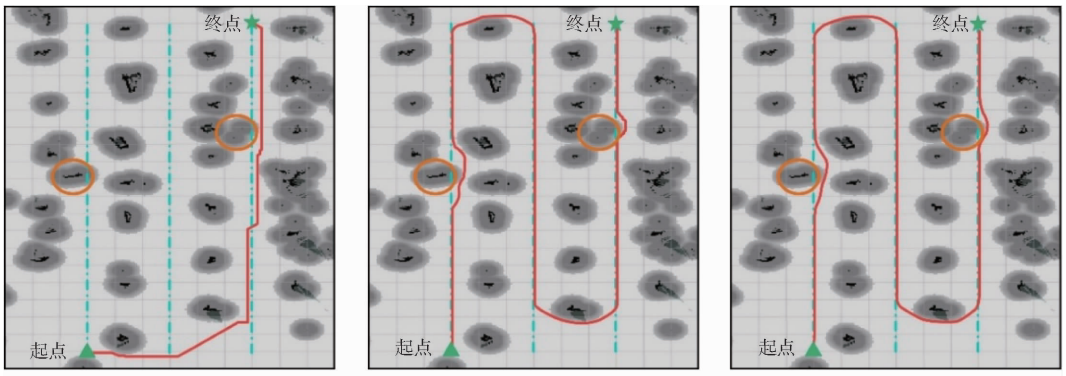
在海棠园试验中,3 种算法分别在无障碍物与有障碍物环境下进行了全局遍历路径规划试验,并在 Rviz 中实时记录,生成的轨迹如图 10 和图 11 所



(a) 传统A*算法 (b) 改进A*算法 (c) 自适应A*算法与轨迹优化(本文算法)

图 10 海棠园无障碍物环境下果园机器人轨迹

Fig. 10 Robot trajectories in crabapple orchard under obstacle-free conditions



(a) 传统A*算法　(b) 改进A*算法　(c) 自适应A*算法与轨迹优化(本文算法)

图 11　海棠园有障碍物环境下果园机器人轨迹

Fig. 11　Robot trajectories in crabapple orchard with obstacles

示。图中清晰对比了不同算法生成的实际轨迹。由图 10、11 可知，传统 A* 算法规划的路径无法有效覆盖作业区域，不满足实际果园全局作业需求；改进 A* 算法生成的路径转折点相对较多；而本文所提算法生成的路径波动更小，平滑度更高，展现出更优的综合性能。

此外，表 3 定量分析结果进一步验证了本文算法的显著优势。相较于改进 A* 算法，本文算法路径长度有所缩短。更重要的是，在搜索规划效率方面，本文算法在无障碍物和有障碍物环境下的规划时间分别平均大幅减少了 26.4%（19.01 ms）和 27.4%（21.28 ms）。同时，所生成路径的平均曲率在上述 2 种环境下分别降低了 7.3%（0.009 m^{-1}）和 8.7%（0.013 m^{-1}）。实地试验中路径平滑度的改善幅度略低于仿真结果，主要归因于真实果园环境中存在更多不可预见的微小扰动，对理论最优平滑度构成了实际约束。综合实地试验结果表明，本文提出的融合自适应 A* 与轨迹优化方法在优化路径长度、显著提升规划效率以及有效改善路径平滑度方面均表现卓越。这充分验证了该方法在真实复杂果园环境下能够高效、可靠地完成全局遍历路径规划任务，并能够生成更趋近于实际应用需求的高质量作业路径。

表 3　3 种算法海棠园场景下试验性能对比结果

Tab. 3　Experimental performance comparison results of three algorithms in crabapple orchard

果园环境	规划方法	路径长度/m	路径平均曲率/m^{-1}	搜索规划时间/ms
无障碍物	传统 A* 算法	25.339	0.142	132.62
	改进 A* 算法	61.253	0.124	72.08
	自适应 A* 算法与轨迹优化(本文算法)	60.546	0.115	53.07
有障碍物	传统 A* 算法	27.096	0.191	151.75
	改进 A* 算法	62.452	0.150	77.57
	自适应 A* 算法与轨迹优化(本文算法)	61.521	0.137	56.29

5　结论

(1) 针对传统 A* 算法搜索效率低下且难以满足果园遍历作业需求的问题，提出了一种实时优化的代价权重-中心线偏移双函数协同自适应 A* 算法，并引入动态 5 邻域搜索策略。为解决路径折点多、曲率不连续导致的果园机器人频繁启停与转向不连续问题，提出了一种基于几何特征的三阶贝塞尔自适应平滑机制。该机制可生成符合果园机器人行驶条件的高精度平滑轨迹。

(2) 仿真结果表明，相较于改进 A* 算法，所提算法在无障碍物和有障碍物环境下的平均路径规划时间分别显著减少了 23.8%（17.15 ms）和 23.1%（16.09 ms），有效提升了果园路径规划效率。规划路径的平均曲率分别降低了 10.7%（0.011 m^{-1}）和 15.8%（0.028 m^{-1}），显著提升了路径平滑度，更利于机器人平稳移动作业。

(3) 实地试验结果表明，基于融合自适应 A* 算法与轨迹优化方法规划的路径，在无障碍物和有障碍物环境下其平均搜索规划时间较改进 A* 算法分别减少了 26.4%（19.01 ms）和 27.4%（21.28 ms）；同时，所生成路径的平均曲率分别降低了 7.3%（0.009 m^{-1}）和 8.7%（0.013 m^{-1}）。试验结果充分证明，所提算法能够在果园环境中高效、可靠地完成全局遍历路径规划任务，并生成更符合实际应用需求的高质量作业路径。

参　考　文　献

[1]　XIE B, JIN Y, FAHEEM M, et al. Research progress of autonomous navigation technology for multi-agricultural scenes[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 107963.

[2] XIA Y, LEI X, PAN J, et al. Research on orchard navigation method based on fusion of 3D SLAM and point cloud positioning [J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14:1207742.
[3] REN X, HUANG B, YIN H. A review of the large-scale application of autonomous mobility of agricultural platform [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 206: 107628.
[4] 窦汉杰,陈震宇,翟长远,等. 果园智能化作业装备自主导航技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 1 - 22.
DOU Hanjie, CHEN Zhenyu, ZHAI Changyuan, et al. Research progress on autonomous navigation technology for orchard intelligent equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 1 - 22. (in Chinese)
[5] 王宁,韩雨晓,王雅萱,等. 农业机器人全覆盖作业规划研究进展[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊 1): 1 - 19.
WANG Ning, HAN Yuxiao, WANG Yaxuan, et al. Research progress of agricultural robot full coverage operation planning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Supp. 1): 1 - 19. (in Chinese)
[6] BAI Y, ZHANG B, XU N, et al. Vision-based navigation and guidance for agricultural autonomous vehicles and robots: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107584.
[7] LI Y, WU T, XIAO Y, et al. Path planning in continuous adjacent farmlands and robust path-tracking control of a rice-seeding robot in paddy field[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 210: 107900.
[8] 张万枝,赵威,李玉华,等. 基于改进 A* 算法 + LM - BZS 算法的农业机器人路径规划[J]. 农业机械学报, 2024,55(8): 81 - 92.
ZHANG Wanzhi, ZHAO Wei, LI Yuhua, et al. Path planning of agricultural robot based on improved A* and LM - BZS algorithms[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(8):81 - 92. (in Chinese)
[9] 周俊,何永强. 农业机械导航路径规划研究进展[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 1 - 14.
ZHOU Jun, HE Yongqiang. Research progress on navigation path planning of agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 1 - 14. (in Chinese)
[10] YE L, WU F, ZOU X, et al. Path planning for mobile robots in unstructured orchard environments: an improved kinematically constrained bi-directional RRT approach[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 215: 108453.
[11] WANG Y, FU C, HUANG R, et al. Path planning for mobile robots in greenhouse orchards based on improved A* and fuzzy DWA algorithms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109598.
[12] XU J, LI W, CHEN P, et al. Path planning method for *Camellia oleifera* forest trenching operation based on human-robot collaboration[J]. Computers and electronics in agriculture, 2023, 215: 108446.
[13] GUO H, LI Y, WANG H, et al. Path planning of greenhouse electric crawler tractor based on the improved A* and DWA algorithms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109596.
[14] LI Y, LI J, ZHOU W, et al. Robot path planning navigation for dense planting red jujube orchards based on the joint improved A* and DWA algorithms under laser SLAM[J]. Agriculture, 2022, 12(9): 1445.
[15] 劳彩莲,李鹏,冯宇. 基于改进 A* 与 DWA 算法融合的温室机器人路径规划[J]. 农业机械学报, 2021, 52(1): 14 - 22.
LAO Cailian, LI Peng, FENG Yu. Path planning of greenhouse robot based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window approach[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1): 14 - 22. (in Chinese)
[16] 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(增刊 1): 548 - 554.
CAO Ruyue, ZHANG Zhenqian, LI Shichao, et al. Multi-machine cooperation global path planning based on A-star algorithm and Bezier curve[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp. 1): 548 - 554. (in Chinese)
[17] 毕泗兴,宫金良,张彦斐. 基于改进 A* 与 DWA 算法的农业机器人路径规划[J]. 山东理工大学学报(自然科学版), 2024, 38(5): 40 - 46.
BI Sixing, GONG Jinliang, ZHANG Yanfei. Path planning of agricultural robot based on improved A* and DWA algorithm [J]. Journal of Shandong University of Technology(Natural Science Edition), 2024, 38(5): 40 - 46. (in Chinese)
[18] 陆向龙,吴春笃,杨官学,等. 改进 A* 和 DWA 算法的果园喷雾机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(18): 323 - 328.
LU Xianglong, WU Chundu, YANG Guanxue, et al. Path planning of orchard spray robot based on improved A* and DWA algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(18): 323 - 328. (in Chinese)
[19] 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): 56 - 67.
SHEN Yue, LIU Zihan, LIU Hui, et al. Orchard spray robot planning algorithm based on multiple constraints [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 56 - 67. (in Chinese)
[20] LI D, YIN W, WONG W, et al. Quality-oriented hybrid path planning based on A* and Q-Learning for unmanned aerial vehicle[J]. IEEE Access, 2022, 10: 7664 - 7674.
[21] 马全坤,张彦斐,宫金良. 基于记忆模拟退火和 A* 算法的农业机器人遍历路径规划[J]. 华南农业大学学报, 2020, 41(4): 127 - 132.
MA Quankun, ZHANG Yanfei, GONG Jinliang. Traversal path planning of agricultural robot based on memory simulated annealing and A* algorithm[J]. Journal of South China Agricultural University, 2020, 41(4): 127 - 132. (in Chinese)

(下转第 227 页)

restitution of differently shaped maize in three-dimensions[J]. Powder Technology,2015,284:187 – 194.
[17] WANG Lijun, LI Yihang, WANG Housheng, et al. Behavior of maize particles on the bionic sieve designed based on the earthworm's contour[J]. Powder Technology,2022,403:117399.
[18] 李懿航. 基于蚯蚓头部轮廓的玉米籽粒仿生筛设计与试验[D]. 哈尔滨:东北农业大学,2023.
LI Yihang. Design and experiment of bionic sieve based on earthworm's contour for maize grains cleaning[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2023. (in Chinese)
[19] WANG Lijun, CHAI Jin, WANG Housheng, et al. Design and performance of a countersunk screen in a maize cleaning device [J]. Biosystems Engineering,2021,209:300 – 314.
[20] XU Lizhang, LI Yang, CHAI Xiaoyu, et al. Numerical simulation of gas-solid two-phase flow to predict the cleaning performance of rice combine harvesters[J]. Biosystems Engineering,2020,190:11 – 24.
[21] 王立军,冯鑫,武振超,等. 玉米联合收获机贯流风阶梯式振动筛设计与试验[J]. 农业机械学报,2018,49(10):115 – 123.
WANG Lijun, FENG Xin, WU Zhenchao, et al. Design and test of stepped vibrating screen with cross air for maize harvester [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(10):115 – 123. (in Chinese)
[22] 潘丽军,陈锦权. 试验设计与数据处理[M]. 南京:东南大学出版社,2008.
[23] CAO Bin, JIA Fuguo, ZENG Yong, et al. Effects of rotation speed and rice sieve geometry on turbulent motion of particles in a vertical rice mill[J]. Powder Technology,2018,325:429 – 440.
[24] FENG Xin, GONG Zhenping, WANG Lijun, et al. Behavior of maize particle penetrating a sieve hole based on the particle centroid in an air-screen cleaning unit[J]. Powder Technology,2021,385:501 – 516.

(上接第 214 页)

[22] 徐济双,焦俊,李淼,等. 融合改进 A* 算法与模糊 PID 的病死畜禽运输机器人路径规划与运动控制方法[J]. 智慧农业(中英文), 2023, 5(4): 127 – 136.
XU Jishuang, JIAO Jun, LI Miao, et al. Path planning and motion control method for sick and dead animal transport robots integrating improved A* algorithm and fuzzy PID[J]. Smart Agriculture, 2023, 5(4): 127 – 136. (in Chinese)
[23] ZHANG J, LING H, TANG Z, et al. Path planning of USV in confined waters based on improved A* and DWA fusion algorithm[J]. Ocean Engineering, 2025, 322: 11.
[24] NIU T, WANG L, XU Y, et al. Quintic Bézier curve and numerical optimal solution based path planning approach in seismic exploration[J]. Control Engineering Practice, 2024, 145: 105855.
[25] 奚小波,史扬杰,单翔,等. 基于 Bezier 曲线优化的农机自动驾驶避障控制方法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(19): 82 – 88.
XI Xiaobo, SHI Yangjie, SHAN Xiang, et al. Obstacle avoidance path control method for agricultural machinery automatic driving based on optimized Bezier[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(19): 82 – 88. (in Chinese)
[26] 杨洋,温兴,马强龙,等. 基于贝塞尔曲线的动态识别区农机避障路径实时规划[J]. 农业工程学报, 2022, 38(6): 34 – 43.
YANG Yang, WEN Xing, MA Qianglong, et al. Real time planning of the obstacle avoidance path of agricultural machinery in dynamic recognition areas based on Bezier curve[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(6): 34 – 43. (in Chinese)
[27] JIANG X, WANG Z, DONG C. A path planning algorithm based on improved RRT sampling region[J]. Computers Materials and Continua, 2024, 80(3): 4303 – 4323.
[28] JIANG S, QI P, HAN L, et al. Navigation system for orchard spraying robot based on 3D LiDAR SLAM with NDT_ICP point cloud registration[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108870.
[29] LI Q, ZHU H. Performance evaluation of 2D LiDAR SLAM algorithms in simulated orchard environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 221: 108994.