doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.02.011

基于改进麻雀搜索算法和贝塞尔曲线的无人农场机器人路径规划方法

陆健强[1,2]　陈祖城[2]　兰玉彬[2,3]　童海洋[2]　鲍国庆[2]　周正扬[2]　郑佳祺[2]

(1. 农业装备技术全国重点实验室, 广州 510642; 2. 华南农业大学电子工程学院(人工智能学院), 广州 510642;
3. 国家精准农业航空施药技术国际联合研究中心, 广州 510642)

摘要: 优化无人农场作业路径用以提升农田管理效率和资源利用率是移动机器人导航领域的研究热点,针对传统麻雀搜索算法(Sparrow search algorithm, SSA)和强化学习算法搜索效率低、路径不够光滑容易陷入局部最优的问题,本文设计了一种融合改进 IQL(Improved Q-learning)算法的改进麻雀搜索算法(Improved sparrow search algorithm, ISSA),结合贝塞尔曲线用于移动机器人的全局路径规划。首先,在算法初期采用多策略初始化种群,将 IQL 算法与 Logistic 混沌映射和拉丁超立方抽样(Latin hypercube sampling, LHS)方法相结合,为种群提供优良性和多样性的初始解;其次,将线性动态惯性权重调整方法引入到发现者位置更新中,平衡算法的全局搜索能力和局部开发能力、提升算法收敛速度;然后,在警戒者中引入反向学习策略进一步探索未开发区域,防止陷入局部最优解;最后,结合避障算法和贝塞尔曲线对路径进行平滑处理,消除行驶路径距离障碍物过近和路径不平滑问题。通过在 Matlab 平台上进行对比仿真试验,验证 ISSA 算法的有效性和优越性。试验结果表明,ISSA 算法有效地结合 IQL 算法的自学习特性和 SSA 算法的强大搜索能力,在网格仿真环境和实地场景下均显著提高了全局路径优化效率,生成的路径更加平滑。在实地场景下,ISSA 算法相较于 SSA 和 ACO 算法,路径规划时间分别减少 64.43%、9.94%,平均最短路径长度分别减少 8.3%、12%。研究可为无人农场机器人精准、高效作业提供优质的路径规划方案。

关键词: 无人农场; 路径规划; 改进麻雀搜索算法; 贝塞尔曲线

中图分类号: TP301.6　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)02-0115-09　　**OSID**:

Path Planning of Robot Based on Improved Sparrow Search Algorithm and Bessel Curve

LU Jianqiang[1,2]　CHEN Zucheng[2]　LAN Yubin[2,3]　TONG Haiyang[2]　BAO Guoqing[2]
ZHOU Zhengyang[2]　ZHENG Jiaqi[2]

(1. *State Key Laboratory of Agricultural Equipment Technology*, *Guangzhou* 510642, *China*
2. *College of Electronic Engineering* (*College of Artificial Intelligence*), *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*
3. *National Center for International Research on Precision Agricultural Aviation Pesticide Spraying Technology*, *Guangzhou* 510642, *China*)

Abstract: Optimizing unmanned farm paths to improve farm management efficiency and resource utilization is a hot research topic in the field of mobile robot navigation. An improved sparrow search algorithm (ISSA) incorporating improved Q-learning (IQL) algorithm was designed to address the problems of low search efficiency and smooth paths that can easily fall into local optimization of traditional sparrow search algorithm (SSA) and reinforcement learning algorithm. ISSA incorporating the improved IQL algorithm was designed for global path planning of mobile robots in combination with Bessel curves. Firstly, a multi-strategy initialization of the population was used at the beginning of the algorithm, combining the IQL algorithm with Logistic chaos mapping and Latin hypercube sampling (LHS) methods to provide excellent and diverse initial solutions for the population; secondly, a linear dynamic inertia

收稿日期: 2024-10-25　修回日期: 2024-12-27

基金项目: 广东省农业人工智能重点实验室开放课题(GDKL-AAL-2023007)、广东省重点领域研发计划项目(2023B0202090001)、广州市重点研发计划项目(2023B0311392)和华南农业大学农业装备技术全国重点实验室开放基金项目(SKLAET-202412)

作者简介: 陆健强(1980—),男,教授,博士,主要从事农业物联网与无人机遥感图像技术研究,E-mail: ljq@scau.edu.cn

通信作者: 兰玉彬(1961—),男,教授,博士生导师,主要从事精准农业航空应用技术研究,E-mail: ylan@scau.edu.cn

weight adjustment method was introduced into the finder position updating to balance the algorithm's global search capability and local exploitation capability, and improve the convergence speed of the algorithm; then, the reverse learning strategy was introduced into the vigilant to further explore the unexplored area and prevent falling into the local optimal solution; finally, the path was smoothed by combining obstacle avoidance algorithms and Bessel curves to eliminate the problems of traveling paths too close to obstacles and unsmooth paths. The effectiveness and superiority of ISSA algorithm was verified through comparative simulation tests on Matlab platform. The experimental results showed that the ISSA algorithm effectively combined the self-learning characteristics of the IQL algorithm and the powerful search capability of the SSA algorithm, which significantly improved the efficiency of global path optimization and generated smoother paths in both the grid simulation environment and the field scenario. In the field scenario, the ISSA algorithm reduced the path planning time by 64.43% and 9.94%, and the average value of the shortest path length by 8.3% and 12%, respectively, compared with the SSA and ACO algorithms, which provided a high-quality path planning solution for the unmanned farm robots to work accurately and efficiently.

Key words: unmanned farm; path planning; improved sparrow search algorithm; Bessel curve

0 引言

精准农业作为现代农业发展的重要方向,通过物联网、大数据和人工智能等技术,精准监测农田环境并优化作业过程,可提高资源利用效率和作物产量[1]。近年来,无人农场作为精准农业的高级形态,逐渐受到广泛关注。无人农场通过自动化设备和智能算法的深度融合,实现了无人化作业、农事监控和生产管理,无人机低空遥感技术则为大面积、适时和高效的农田与草原监测提供了重要支持[2]。这些技术的协同应用为无人农场建设奠定了坚实基础。机器人路径规划作为无人农场的关键技术之一,直接影响作业效率、能源消耗和设备寿命。通过优化路径规划,可以进一步提升设备协调能力,增强自动化作业的整体效能[3]。现阶段,传统路径规划方法难以适应农田环境复杂性,尤其在应对障碍规避、多任务路径优化和动态环境适应等方面表现不佳[4]。此外,也尚未充分解决路径规划中对资源节约和成本优化的需求。如机器人路径的冗余和作业时间的增加导致资源浪费,限制了精准农业效益的最大化。因此,针对这些问题的研究和优化,已成为实现无人农场高效运作的重要课题。

目前移动机器人路径规划的主流算法分为三大类:传统算法、群体智能优化算法和机器学习算法[5-8]。传统算法主要基于数学建模与图搜索方法,包含 Dijkstra 算法、A* 算法、人工势场法等。群体智能优化算法通过模拟自然界群体生物的行为进行路径探索,主要有蚁群算法、蝙蝠算法、麻雀搜索算法(Sparrow search algorithm, SSA)等[9-10]。机器学习算法通过数据驱动或智能学习方式,提高路径规划的适应性和效率,代表算法有深度强化学习(Deep reinforcement learning, DRL)、深度学习(Deep learning, DL)、QL(Q-learning)算法等[11]。传统算法在简单环境且模型清晰的场景下性能较好,但不适用于复杂的地图环境中。群体智能算法在复杂环境下具有较强的全局搜索能力,但对参数敏感且容易陷入局部最优。机器学习算法具有更好的泛化能力,适用于动态和未知环境,用于移动机器人的局部路径规划[12-14]。传统单一智能算法的改进和优化不能更好地满足机器人路径规划等问题,更倾向于借助智能算法的特点相互融合、相辅相成,以更好地满足多功能机器人路径规划的需求[15-17]。针对机器人路径规划中的关键问题,近年来研究者提出多种融合算法,将人工势场法与 IRRT、蚁群算法及 A* 算法结合,并引入 IACO-IABC、LM-BZS 和 DENACO 等改进措施,以应对局部最优解、路径冗余以及动态环境适应性不足等问题[18-21]。新的邻域搜索机制、启发式模型、动态邻域搜索和路径优化策略的应用,进一步增强算法的适应性和效率,减少路径中的转折点[21-24]。研究表明,融合智能算法有助于提升路径规划性能,解决传统算法中的瓶颈问题。

针对传统 SSA 算法存在易陷入局部最优解、群体搜索策略导致冗余搜索等问题,本文提出一种融合 IQL 算法、Logistic 混沌映射和 LHS 方法初始化群体的 ISSA 算法,以提高算法初始化质量并避免局部最优陷阱。同时,针对路径规划过程中距离障碍物过近和路径不平滑问题,提出结合避障算法与贝塞尔曲线的优化策略,以平滑路径并确保机器人行驶安全可靠,为无人农场路径规划问题提供一种高效、可靠的解决方案,提高精准农业自动化和智能化水平。

1 算法基础

1.1 环境模型

在研究移动机器人路径规划时,有必要对其仿

真环境进行分析，传统仿真环境常用的有栅格地图、矢量图和自由空间图。栅格地图具有清晰区分路径精度和利用分割维度定义完整障碍物网格等优点，在机器人路径规划领域得到了广泛应用[25]。本次测试试验采用传统的二维栅格环境地图进行仿真，如图 1 所示，设计的环境图为一个 10 × 10 单元网格，其中黑色网格表示障碍物网格，白色网络表示通行网格，机器人工作空间使用固定尺寸的网格划分为几个简单的工作区。

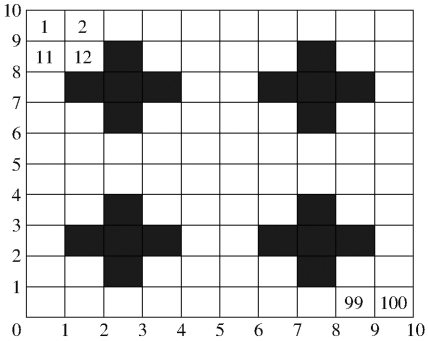

图 1　栅格环境地图示意图

Fig. 1　Grid environment map

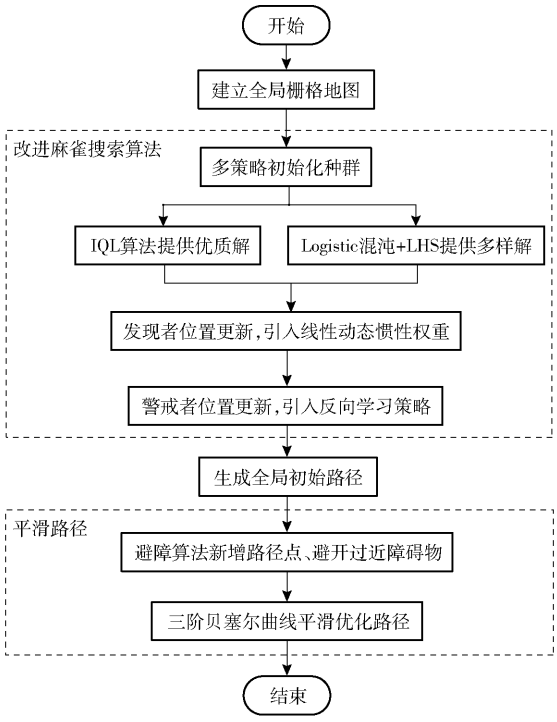

图 2　生成及优化路径流程图

Fig. 2　Generating and optimizing path flow diagrams

1.2　路径生成与优化流程

传统 SSA 算法因其优秀的搜索能力已广泛应用于各种最优解问题。相较于传统 SSA，本文提出的 ISSA 算法在移动机器人路径规划方面具备更高效的搜索能力，能较短时间规划出最优路径。为满足机器人实际作业需求，设计避障算法结合三阶贝塞尔曲线将 ISSA 算法所得路径进行再优化，保证机器人平滑地躲避过近障碍，生成及优化路径流程如图 2 所示。

2　ISSA 算法

2.1　多策略初始化种群

采用多策略初始化种群，将改进的 QL 算法与 Logistic 混沌映射及 LHS 方法相结合，为种群提供高质量且多样化的初始解。IQL 算法通过自学习机制生成初始解，Logistic 混沌映射则确保初始解的随机性和均匀分布，而 LHS 方法则进一步增强了初始解的多样性和代表性。该多策略初始化方法提高初始解的质量、增加种群的多样性，从而有效提升算法的全局搜索能力和收敛速度。

2.1.1　IQL 算法

QL 算法是一种基于价值迭代的强化学习算法，是当前智能算法研究的热点问题。IQL 算法在 QL 算法的基础上采用动态调整学习率和动态自适应策略。学习率是算法中一个重要的超参数，它决定新信息在更新 Q 值时的权重，用来平衡“新”与“旧”信息。在路径规划或其他任务中，面对复杂环境，需要算法在初始阶段增加对环境的了解，增加一个更显著的学习率，而在后期阶段需要调整到一个更小的学习率，以保证算法的收敛性，因此根据 A* 算法的思想引入评价函数模型来动态调整学习率，公式为

$$\beta(t)=\frac{\sqrt{(x-x_e)^2+(y-y_e)^2}}{\sqrt{(x_s-x_e)^2+(y_s-y_e)^2}}\beta_0 \tag{1}$$

式中　$\beta(t)$——动态学习率

β_0——初始学习率

(x_s,y_s)——起点坐标

(x_e,y_e)——终点坐标

传统 QL 算法采用 ε - greedy 策略来平衡探索和利用，确保算法能够充分地探索环境并发现潜在的最优路径，不足之处在于传统的贪婪策略是确定性的，缺乏动态的值调节。ε 值过大，可能导致过多探索，训练效率低下，而 ε 值过小可能使智能体过多利用 Q 值选择动作，陷入局部最优解。本文在 ε - greedy 策略和 Boltzmann 策略的基础上设计了一种动态自适应策略，该策略能够在前期尽可能多地探索未知环境，在后期利用先验经验加快搜索速度，通过改进算法收敛性，避免陷入局部最优解，公式为

$$P(a_t)=\begin{cases}1-\mathrm{e}^{-\pi\left(x-\frac{Q(s,a)}{2}\right)^2} & (a=\operatorname{argmax}Q(s_t,a_t))\\ \mathrm{e}^{-\pi\left(x-\frac{\varepsilon}{2}\right)^2} & (a\neq\operatorname{argmax}Q(s_t,a_t))\end{cases} \tag{2}$$

式中　ε——贪婪水平

s_t——当前状态

a_t——当前动作

$Q(s,a)$——智能体在当前状态下最大动作对应的 s 值

2.1.2 Logistic 混沌与 LHS 结合

Logistic 混沌映射是混沌映射的典型代表,具有随机性和普遍性,能够提高种群多样性。LHS 方法是一种分层采样方法,将解空间均匀划分成若干区域,然后在每个区域中随机选择一个样本,每个变量在其范围内均匀分布,确保种群覆盖解空间。将 Logistic 混沌映射生成的伪随机序列与 LHS 的分层均匀性相结合,将 LHS 的采样值引入 Logistic 混沌映射的结果,实现高效的种群多样性和全局覆盖性,数学表达式为

$$x_{n+1} = r x_n (1 - x_n) lhs(i,j) \tag{3}$$

式中 x_n——第 n 代混沌序列产生的值

r——混沌参数

$lhs(i,j)$——拉丁超立方采样矩阵中第 i 个个体、第 j 个维度的值

其中 $x_n \in [0,1]$,当 $3.57 \leqslant r \leqslant 4$ 时处于完全混沌状态,本文取 r 为 4。

2.2 线性动态惯性权重调整方法

传统麻雀搜索算法将麻雀种群分为发现者、跟随者、警戒者 3 个类型,其中发现者占整个种群的 10% ~20%。引入线性动态惯性权重因子 ω,以扩展算法的搜索范围,降低陷入局部最优的风险,并进一步提升搜索精度。线性动态惯性权重因子 ω 更新公式为

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{T_{\max}} t \tag{4}$$

式中 $\omega_{\max}$——最大权值

$\omega_{\min}$——最小权值

$T_{\max}$——最大迭代次数

t——当前迭代次数

设置 $\omega_{\max}$ 为 0.8,$\omega_{\min}$ 为 0.5。引入权重因子 ω 的发现者更新公式为

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} X_{ij}^{t} \exp\left(-\dfrac{i}{\alpha T_{\max}}\right) & (R < ST) \\ X_{ij}^{t} + \omega \boldsymbol{L} d & (R \geqslant ST) \end{cases} \tag{5}$$

式中 R——风险值 S——安全值

X_{ij}^{t}——当前解 T——迭代次数

d——服从高斯分布的随机数

$\boldsymbol{L}$——元素全为 1 的向量

α——[0,1]随机数

2.3 反向学习策略

SSA 中的警戒者负责对觅食区域进行警戒,如果觅食区域周围出现捕食者或其他危险信号,警戒者则发出警报,群体接收警报后迅速移动至安全区域。整个麻雀种群在整个解空间中迭代搜索优化问题的最优解。

反向学习策略通过生成与当前解决方案相对应的反向解来促进算法的探索过程。在警戒者角色中增加反向学习策略,基于当前解来确定相应的反向解,再根据反向解计算出对应的适应度,选择适应度更好的解来进行位置更新。若对应的反向解存在越界,则采用随机方法进行重置,将越界个体的位置更新到解空间的边界之内。

3 平滑路径优化

3.1 避障算法优化路径

将 ISSA 算法应用于移动机器人的路径规划中,能够生成更为优质的路径,并显著提高搜索效率。但由此得到的路径容易出现机器人距离障碍物过近,需对路径进行优化处理,以保证机器人的安全运行。

本文提出一种避障算法,该算法通过遍历路径中的相邻点,判断两点之间是否存在障碍物。相邻两点的横纵坐标都不同且对角方向的某点是障碍物,则在路径中插入一个中间点,该点作为远离过近障碍物的转折点。算法不断迭代,历遍所有相邻路径点,最终生成一条避障后的修正路径,避障规则如图 3 所示。

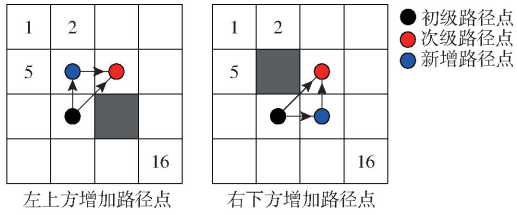

图 3 避障规则

Fig. 3 Obstacle avoidance rules

3.2 贝塞尔曲线平滑路径

目前,路径平滑处理主要包括 B 样条曲线和贝塞尔曲线[25]。贝塞尔曲线由 2 个端点和 1 组中间控制点来拟合曲线,二阶贝塞尔曲线是 2 条一阶贝塞尔曲线的线性组合,三阶贝塞尔曲线是由 2 条二阶贝塞尔曲线线性组合得到。为了保证优化路径既能覆盖起点又能覆盖终点,满足最大曲率约束,路径的平顺性、连续性和机器人的最优路径一般采用三阶贝塞尔曲线进行平滑,防止出现低阶欠拟合和高阶过拟合状态。

三阶贝塞尔曲线能拟合 4 个点,随着时间的不断变化,可以描绘出完整平滑的机器人行进路径,如图 4 所示。采用贝塞尔曲线平滑折线路径的方式,可以降低曲线复杂度,提高路径规划效率。

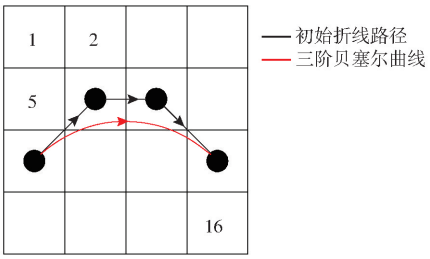

图 4　三阶贝塞尔曲线

Fig. 4　Third-order Bessel curve

4　仿真试验

针对移动机器人的全局路径规划设计了两组基于栅格地图的仿真试验。为了简化计算和表述，将两组仿真试验的每个栅格单元边长定义为 1 个单位，路径单位为栅格单位，归一化到每个栅格边长为 1。第 1 组试验用于测试所提出的避障算法和贝塞尔曲线在 10 × 10 栅格地图下的有效性，第 2 组试验用于验证 ISSA 算法在 20 × 20 栅格地图下的优越性。在第 2 组试验中，将 ISSA 算法与 ACO、SSA 算法分别在简单障碍物分布环境和复杂障碍物分布环境进行了 20 次仿真比较。

4.1　仿真试验环境

试验在 Windows 10 操作系统下进行，仿真软件为 Matlab R2024a，处理器型号为 AMD Ryzen 5 5600G 3.90 GHz，计算机运行内存为 16 GB。

4.2　平滑优化验证

为验证避障算法和贝塞尔曲线平滑路径的有效性，在图 1 所示的栅格地图下进行仿真试验，试验结果如图 5 所示。机器人移动半径为 1 格网格，起始位置为[1,1]，结束位置为[10,10]。在 ISSA 算法基础上结合避障算法能有效解决原始路径曲线存在的距离障碍物过近问题。然而避障算法得到的路径容易出现机器人转弯坡度过多，导致曲率不连续的情况。根据机器人运动学规律，这些规划的路径不适合机器人正常运行，需要对路径进行平滑处理，以保证机器人安全高效运行。

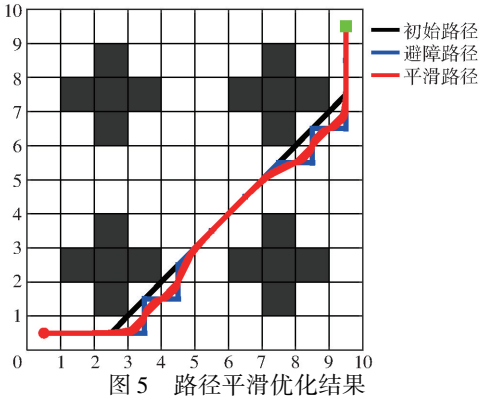

图 5　路径平滑优化结果

Fig. 5　Path smoothing optimization

4.3　ISSA 算法对比试验

考虑到各算法参数的设置影响算法性能，采用控制变量法，通过调整单个参数来优化路径的平均长度，可以更精确地设置该参数值，其他参数在选取最优值的基础上确定，算法参数确定值如表 1 所示。

表 1　算法参数

Tab. 1　Algorithm parameters

算法	初始化参数
ACO	种群数量 50，信息素因子 2，启发式因子 6，信息蒸发系数 0.1，信息素增强系数 1，最大迭代次数 200
SSA	种群数量 50，安全阈值 0.8，最大迭代次数 200
ISSA	种群数量 50，安全阈值 0.8，最大迭代次数 200，折扣因子 0.9，学习率 0.5，探索率 0.1，最大训练轮次 1 000

为检验 ISSA 算法的有效性和收敛效率，在相同栅格环境下，设立对照组和试验组，对 ACO 算法、SSA 算法进行对比测试，简单障碍物分布环境下试验结果如图 6 所示，各算法数据对比结果如表 2 所示。复杂障碍物分布环境下的试验结果如图 7 所示，数据对比结果如表 3 所示。为了比较和分析改进的 ISSA 算法在相同测试仿真环境下的有效性，算法评价指标包括最短路径长度、搜索时间和算法收敛迭代次数。其中，最优值和平均值表示算法收敛性，越小表示收敛性越好。标准差表

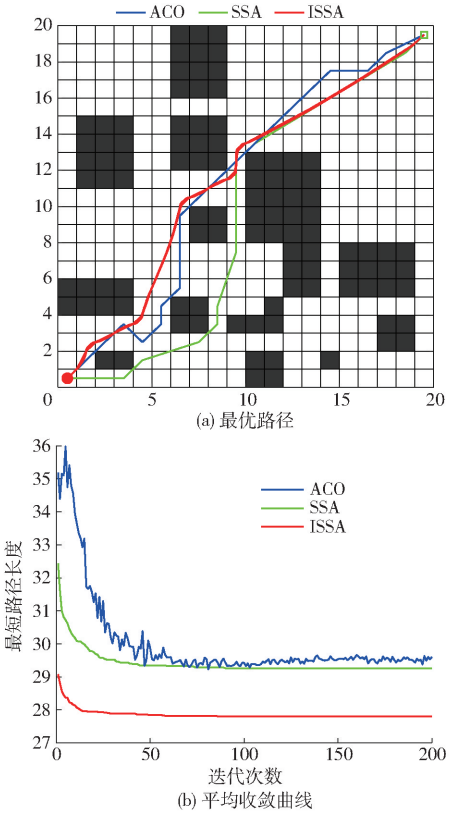

图 6　简单环境最优路径和算法平均收敛曲线

Fig. 6　Optimal paths and algorithmic convergence curves for simple environments

表 2 简单环境仿真试验结果

Tab. 2 Simple environmental simulation test results

参数		ISSA	SSA	ACO
最短路径长度	平均值	27.583 2	28.895 6	31.847 5
	标准差	0.070 637	0.940 290	1.611 600
	最优值	27.560 2	28.758 9	29.455 8
搜索时间/s	平均值	15.406 8	25.806 0	24.864 0
	标准差	0.123 42	0.129 48	0.163 40
	最优值	13.242 2	21.464 0	20.512 0
算法收敛迭代次数	平均值	36	54	148

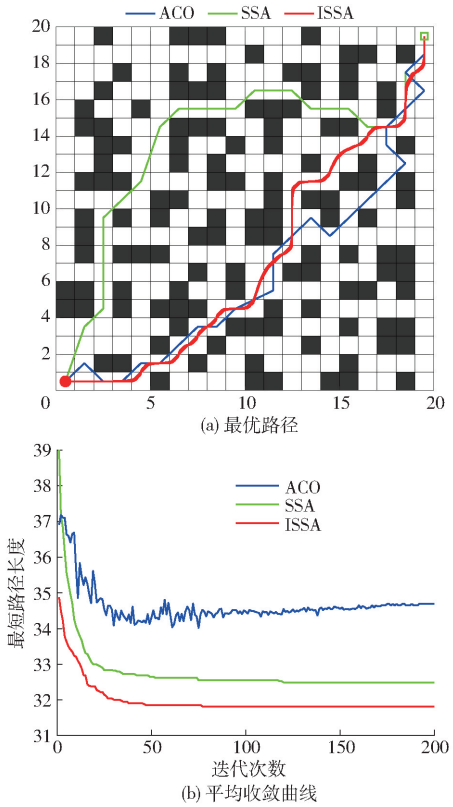

图 7 复杂环境最优路径和算法平均收敛曲线

Fig. 7 Optimal paths and algorithmic convergence curves for complex environments

表 3 复杂环境仿真试验结果

Tab. 3 Complex environment simulation test results

参数		ISSA	SSA	ACO
最短路径长度	平均值	31.616 5	32.492 9	32.247 5
	标准差	1.264 2	2.186 5	1.822 0
	最优值	30.028 5	31.627 4	31.799 0
搜索时间/s	平均值	16.686 6	19.676 8	22.390 0
	标准差	0.129 48	0.234 45	0.163 40
	最优值	12.325 0	15.145 8	18.190 0
算法收敛迭代次数	平均值	104	127	156

示算法分散程度,标准差越小,表明算法鲁棒性和稳定性越好。

从图 6a、7a 可以清晰地看到,ISSA 算法在最短路径长度方面表现出显著优势。使用三阶贝塞尔曲线对路径进行平滑处理,将原本尖锐的转角转换为平滑的弧线。与传统算法相比,该方法生成的路径更加平滑流畅。这种改进不仅提升了路径质量,还可能减少实际应用中由于频繁转向带来的额外成本或风险。从图 6b、7b 可以看出,ISSA 算法的收敛过程更加平稳,最终达到比传统算法更优的解,在避免陷入局部最优方面展现出显著优势。两种环境下传统的 SSA 算法和 ACO 算法容易过早收敛于次优解,导致最终路径长度较长。这主要是因为这些算法缺乏足够的探索能力,未能充分搜索整个解空间。

通过对比试验结果可以看出,简单环境下,ISSA 算法在收敛后相比 ACO 和 SSA 算法最短路径长度分别降低 4.17% 和 6.44%;复杂环境下,ISSA 算法最短路径长度降低 5.33% 和 5.89%,并且其标准差最小,表明算法具有较高的稳定性和鲁棒性。

此外,ISSA 算法在搜索时间上也表现出显著的优化效果。简单环境下,ISSA 相比 ACO 和 SSA 算法搜索时间分别减少 67.49% 和 61.38%;复杂环境下减少 17.92% 和 34.18%,显示出该算法在搜索效率上的明显优势。相比之下,本文提出的 ISSA 算法通过引入更多样化的初始解,增强了全局搜索能力,从而能更有效地避免局部最优陷阱,更快地收敛于最短路径。

仿真结果表明,改进融合的 ISSA 优化算法在最短路径长度、搜索效率和避免局部最优等方面均表现出显著的优化效果。特别是,使用三阶贝塞尔曲线将路径中原本尖锐的转角转换为平滑的弧线,使得规划的路径更加平滑和合理,展现出其在路径规划领域的应用价值。

5 实地场景试验

使用轮式机器人作为验证试验平台,如图 8 所示。轮式机器人主要由轮式移动底盘、工控计算机(处理器为 Intel CPU - J1900 赛扬四核 2 GHz 主频,装载 Ubuntu 18.04 LTS 操作系统)、激光雷达(扫描频率 4 ~ 10 Hz,激光功率小于等于 4 mW)、6 轴惯性测量单元(Inertial measurement unit, IMU)组成。其中,移动底盘由 2 个 4 寸(10.16 cm)轮毂电机、2 个 1.5 寸(3.81 cm)万向轮组成,机器人外形尺寸为 400 mm × 262 mm × 197 mm。基于机器人操作系统(Robot operating system, ROS)使用 Python 和 C ++ 语言编写跟踪控制代码并生成控制机器人的移动指令,实现对轮式机器人的控制。所选试验场地位于华南农业大学工程学院(23.938°N,113.2024°E),如图 9 所示。

模拟无人农场摘果场景中,场地尺寸为 400 cm ×



图 8　轮式机器人

Fig. 8　Wheeled robot



图 9　试验场景

Fig. 9　Testing scene of experiment

400 cm，每个网格尺寸为 40 cm × 40 cm，与仿真试验中 10 × 10 的栅格环境相对应。轮式机器人基于 Cartographer 实时建图算法，通过激光雷达、IMU 和里程计数据对模拟场景构建地图，如图 10 所示。

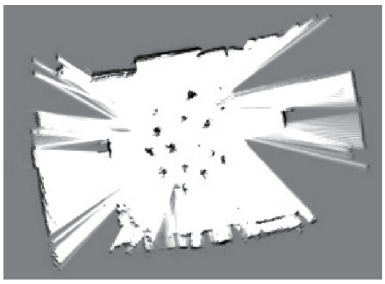

图 10　基于激光雷达构建的地图模型

Fig. 10　LiDAR-based map model

通过对障碍物进行膨胀处理并添加边界约束，形成符合轮式机器人自主导航与算法应用的 10 × 10 标准化栅格地图。实地场景试验导航任务起点位置设置为(1,1)，终点位置为(10,10)，基于 ISSA 算法和贝塞尔曲线的机器人导航路径规划方案如图 11 所示。

各算法试验结果如表 4 所示，ISSA 算法相比 SSA 和 ACO 算法搜索时间分别减少 64.43% 和 9.94%，平均路径长度分别减少 8.3% 和 12%。ISSA 算法的导航路径为 3 类算法中最优，搜索时间同样最短。

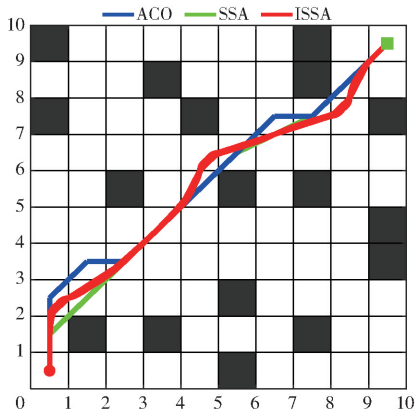

图 11　实地场景试验路径规划方案

Fig. 11　Path planning scheme in field experiment

表 4　实地环境试验结果

Tab. 4　Field environmental test results

参数		ISSA	SSA	ACO
最短路径长度/m	平均值	5.338 32	5.781 68	5.979 00
	标准差	0.217 51	0.279 15	0.411 60
	最优值	5.254 24	5.254 24	5.902 32
搜索时间/s	平均值	6.981 4	11.480 2	7.676 0
	标准差	0.035 23	0.129 48	0.025 50
	最优值	5.971 2	8.889 4	6.988 0
算法收敛迭代次数	平均值	59	65	86

6　讨论

ISSA 算法综合指标表现优秀，在路径规划效果上表现出较好的优势。然而，本研究也存在局限性，需要进一步分析。例如 ISSA 算法在不同农田环境中的具体表现仍有待进一步验证。考虑到实际应用中地形复杂度和作物类型等因素的影响，未来研究所需考虑的因素将更加多样化。后续研究将结合实地测试，以全面评估算法的适应性和鲁棒性。本文侧重于试验验证和结果对比，未深入探讨时间复杂度，而算法精度的提高往往是以增加算法时间复杂度为代价的。未来研究可以考虑在降低算法时间复杂度的同时提高算法精度。例如将 SSA 算法中的麻雀与 QL 算法中的 agent 深度融合或者引入启发式以及利用强化学习算法模型，通过考察精英麻雀的位置来分析最优路径。

7　结束语

针对 SSA 算法和 QL 算法在移动机器人全局路径规划中存在搜索效率低、易陷入局部最优的问题，设计了一种改进融合的 ISSA 优化算法。简单环境下，ISSA 算法所得最短路径长度在收敛后相比 ACO 和 SSA 算法分别降低 4.17% 和 6.44%；搜索时间分

别减少 67.49% 和 61.38%。复杂环境下,ISSA 算法最短路径长度降低 5.33% 和 5.89%,搜索时间减少 17.92% 和 34.18%。实地场景验证试验中,ISSA 算法相较于 SSA 和 ACO 算法,路径规划时间分别减少 64.43%、9.94%,平均最短路径长度分别减少 8.3%、12%。

参 考 文 献

[1] LU J Q, WU Z Y, LAN Y B, et al. Study on the prediction model of litchi downy blight damage based on IoT and hyperspectral data fusion[J]. IEEE Internet of Things Journal,2024,11(16): 1.

[2] 陆健强,常虎虎,兰玉彬,等. 基于超分辨率重建和 Transformer 的退化草地空斑定位方法[J]. 农业工程学报,2024,40(10):203 - 212.
LU Jianqiang, CHANG Huhu, LAN Yubin, et al. Method for degraded grassland gap localization based on super-resolution reconstruction and Transformer[J]. Transactions of the CSAE,2024, 40(10): 203 - 212. (in Chinese)

[3] 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 intelligent orchard operation equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 1 - 22. (in Chinese)

[4] 方立平,陈远明,杨哲,等. 基于改进 TD3 算法的机器人路径规划[J]. 齐鲁工业大学学报,2024,38(4):1 - 9.
FANG Liping, CHEN Yuanming, YANG Zhe, et al. Robot path planning based on the improved TD3 algorithm[J]. Journal of Qilu University of Technology, 2024, 38(4): 1 - 9. (in Chinese)

[5] 卢虹旭,孙丹丹,方彦成. 基于深度强化学习的智能体路径规划[J]. 哈尔滨职业技术学院学报,2024(6):94 - 97.

[6] 牟远明,卓然,高飞. 基于混合改进麻雀搜索算法的农用移动机器人路径规划[J]. 中国农机化学报,2024,45(9):234 - 243.
MOU Yuanming, ZHUO Ran, GAO Fei. Path planning of agricultural mobile robots based on hybrid improved sparrow search algorithm[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(9): 234 - 243. (in Chinese)

[7] SICHKAR V N. Reinforcement learning algorithms in global path planning for mobile robot[C]//2019 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM). IEEE, 2019: 1 - 5.

[8] YANG L, LI P, QIAN S, et al. Path planning technique for mobile robots: a review[J]. Machines, 2023, 11(10): 980.

[9] 陈焱,陆杰,李大鹏. A* 蚁群融合的复合启发式路径规划算法[J]. 无线电通信技术,2024,50(3):579 - 586.
CHEN Yan, LU Jie, LI Dapeng. A composite heuristic path planning algorithm combining A* and ant colony optimization[J]. Radio Communications Technology, 2024, 50(3): 579 - 586. (in Chinese)

[10] 董炫良,赵桂清. 人工势场引导蚁群算法的机器人导航路径规划[J]. 机械设计与制造,2021(6):169 - 173.
DONG Xuanliang, ZHAO Guiqing. Robot navigation path planning using artificial potential field-guided ant colony algorithm [J]. Machinery Design and Manufacture, 2021(6): 169 - 173. (in Chinese)

[11] ZHANG Y, ZHAO W, WANG J, et al. Recent progress, challenges and future prospects of applied deep reinforcement learning: a practical perspective in path planning[J]. Neurocomputing, 2024, 608: 128423.

[12] 王鹤静,王丽娜. 机器人路径规划算法综述[J]. 桂林理工大学学报,2023,43(1):137 - 147.
WANG Hejing, WANG Li'na. A review of robot path planning algorithms[J]. Journal of Guilin University of Technology, 2023, 43(1): 137 - 147. (in Chinese)

[13] 杜映峰,陈万米,范彬彬. 群智能算法在路径规划中的研究及应用[J]. 电子测量技术,2016,39(11):65 - 70.
DU Yingfeng, CHEN Wanmi, FAN Binbin. Research and application of swarm intelligence algorithms in path planning[J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(11): 65 - 70. (in Chinese)

[14] 王梓强,胡晓光,李晓筱,等. 移动机器人全局路径规划算法综述[J]. 计算机科学,2021,48(10):19 - 29.
WANG Ziqiang, HU Xiaoguang, LI Xiaoxiao, et al. A review of global path planning algorithms for mobile robots[J]. Computer Science, 2021, 48(10): 19 - 29. (in Chinese)

[15] DANG T V, TAN P X. Hybrid mobile robot path planning using safe JBS - A* B algorithm and improved DWA based on monocular camera[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2024, 110(4): 1 - 21.

[16] ZGHAIR N A K, Al-ARAJI A S. Intelligent hybrid path planning algorithms for autonomous mobile robots[J]. International Journal of Intelligent Engineering & Systems, 2022, 15(5):309 - 325.

[17] HAN L, WU X, SUN X. Hybrid path planning algorithm for mobile robot based on A* algorithm fused with DWA[C]//2023 IEEE 3rd International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence (ICIBA). IEEE, 2023: 1465 - 1469.

[18] WU D, WEI L, WANG G, et al. APF - IRRT*: an improved informed rapidly-exploring random trees-star algorithm by introducing artificial potential field method for mobile robot path planning[J]. Applied Sciences, 2022, 12(21): 10905.

[19] LI G, LIU C, WU L, et al. A mixing algorithm of ACO and ABC for solving path planning of mobile robot[J]. Applied Soft Computing, 2023, 148: 110868.

[20] 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 robots based on improved A* algorithm + LM - BZS algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(8): 81 - 92. (in Chinese)

[21] 潘玉恒,奥日格拉,鲁维佳,等. 基于动态扩展邻域蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 农业机械学报,2024,55(2): 423 - 432,449.
PAN Yuheng, AORIJE La, LU Weijia, et al. Path planning for mobile robots based on dynamic extended neighborhood ant colony algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 423 - 432,449. (in Chinese)

[22] YU X, LUO W. Reinforcement learning-based multi-strategy cuckoo search algorithm for 3D UAV path planning[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 223: 119910.

[23] WANG Y F. Adaptive job shop scheduling strategy based on weighted Q-learning algorithm[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2020, 31(2): 417 - 432.

[24] 时维国,宁宁,宋存利,等. 基于蚁群算法与人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 农业机械学报,2023,54(12):407 - 416.
SHI Weiguo, NING Ning, SONG Cunli, et al. Path planning for mobile robots based on ant colony algorithm and artificial potential field method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 407 - 416. (in Chinese)

[25] HUO F, ZHU S, DONG H, et al. A new approach to smooth path planning of Ackerman mobile robot based on improved ACO algorithm and B-spline curve[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2024, 175: 104655.

(上接第 72 页)

[18] 黄薛凯,鲁植雄,陈雷,等. 基于整机经济性的拖拉机 HMCVT 目标速比优化及控制仿真[J]. 南京农业大学学报, 2022, 45(4): 777 - 787.
HUANG Xuekai, LU Zhixiong, CHEN Lei, et al. Optimization of tractor HMCVT target speed ratio and control simulation based on machine economy[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2022, 45(4): 777 - 787. (in Chinese)

[19] KARKEE M, STEWARD B L. Study of the open and closed loop characteristics of a tractor and a single axle towed implement system[J]. Journal of Terramechanics, 2010, 47(6): 379 - 393.

[20] 翁家昌,赵铨. 拖拉机理论[M]. 北京: 农业机械出版社, 1981.

[21] 曹付义,王越航,冯琦,等. 液压机械传动装置模式切换滚动协调控制[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(3): 136 - 144.
CAO Fuyi, WANG Yuehang, FENG Qi, et al. Rolling coordinated control of mode switching for hydro-mechanical transmission device[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(3): 136 - 144. (in Chinese)

[22] CHENG Z, LU Z, DAI F. Research on HMCVT efficiency model based on the improved SA algorithm[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2019, 2019: 2856908.

[23] ZHANG G, ZHANG H, GE Y, et al. Mechanical efficiency of HMCVT under steady-state conditions[J]. Shock and Vibration, 2021, 2021: 4275922.

[24] 徐立友,张俊江,刘孟楠. 增程式四轮驱动电动拖拉机转矩分配策略[J]. 河南科技大学学报(自然科学版), 2017, 38(3): 80 - 85.
XU Liyou, ZHANG Junjiang, LIU Mengnan. Torque distribution strategy of extended range electric tractor[J]. Journal of Henan University of Science and Technology(Natural Science), 2017, 38(3): 80 - 85. (in Chinese)

[25] LIKHANOV V A, ANFILATOV A A. Mathematical model of the formation and burning of smoke-black particles in a motor cylinder during operation on an EFE[C]//IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. IOP Publishing, 2020: 032050.

[26] 龚建伟,姜岩,徐威. 无人驾驶车辆模型预测控制[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2014.

[27] 徐锐良,罗跃辉,徐立友,等. 基于松软路面的滑转率对拖拉机性能的影响[J]. 农机化研究, 2014, 36(1): 230 - 233.
XU Ruiliang, LUO Yuehui, XU Liyou, et al. Analysis of wheel slip rate impact on tractor performance base on soft soil[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2014, 36(1): 230 - 233. (in Chinese)