

基于改进阿奎拉鹰算法的移动机器人路径规划

张家恺, 韩俊琰, 华 杨, 赵景波*

(青岛理工大学 信息与控制工程学院, 青岛 266525)

摘要: 随着移动机器人工作环境愈加复杂, 其路径规划问题成为重要研究方向。本文提出了一种改进的阿奎拉鹰优化算法, 解决原始算法在路径规划中存在的收敛速度慢、易陷入局部最优等问题。引入 Circle 混沌映射初始化种群, 增强算法全局探索能力; 引入柯西-高斯变异扰动, 提高算法跳出局部最优的能力; 引入哈里斯鹰算法的逃逸能量和局部开发策略, 实现全局探索和局部开发的有效平衡并提高局部开发能力。全局路径规划实验中, 改进算法的最短路径相比其他算法缩短了 0.53%~6.99%。仿真实验证明所提算法的有效性, 为移动机器人路径规划提供了有效支持。

关键词: 移动机器人; 路径规划; 改进阿奎拉鹰算法; 哈里斯鹰算法

中图分类号: TP242 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4602(2026)01-0089-08

DOI: 10.3969/j.issn.1673-4602.2026.01.012

Path planning for mobile robot based on improved Aquila optimizer

ZHANG Jiakai, HAN Junyan, HUA Yang, ZHAO Jingbo*

(School of Information and Control Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266525, China)

Abstract: With the increasing complexity of the working environment for mobile robots, path planning has become an important research direction. This paper proposes an improved Aquila optimizer (IAO) to address the issues such as slow convergence and susceptibility to local optima in path planning. The Circle chaos mapping was utilized to initialize the population, enhancing the global exploration capability of the algorithm. Cauchy-Gaussian mutation perturbations were introduced to strengthen the algorithm's capacity to escape local optima. The energy switching mechanism and local exploration strategy of the Harris hawks optimization (HHO) were introduced. In global path planning experiments, the improved algorithm reduced the shortest path by 0.53%–6.99% compared to other algorithms. Simulation results demonstrated the effectiveness of the proposed algorithm, providing effective technical support for mobile robot path planning.

Key words: mobile robot; path planning; improved Aquila optimizer; Harris hawks optimization

收稿日期: 2025-02-28

基金项目: 山东省重点研发计划(软科学项目)(2023RZA02017); 青岛市科技惠民项目(22-3-7-xdny-18-nsh)

作者简介: 张家恺(1999—), 男, 山东淄博人。硕士, 研究方向为深度学习、机器人控制。E-mail: 872556634@qq.com。

* **通信作者:** 赵景波(1971—), 男, 山东东平人。博士, 教授, 主要从事计算机视觉、机器人控制方面的研究。

E-mail: zhaojingbo6666@163.com。

随着计算机软硬件技术的迅速发展,移动机器人已广泛应用于工业自动化、农业种植、医疗卫生、物流仓储管理等多个领域^[1-3]。路径规划算法对于确保机器人在复杂环境中安全、高效地移动至关重要。近年来,研究人员对移动机器人路径规划算法进行了深入的探索和研究,提出了一系列高效的路径规划算法。这些算法主要可以归纳为两大类:一类是传统算法,通常基于经典数学模型和优化理论^[4-7];另一类则是群体智能算法,这类算法受到自然界中群体行为的启发,具有自适应性强、鲁棒性高的特点,例如粒子群优化算法^[8]、灰狼优化算法^[9]、 Harris鹰优化算法^[10]等。ABUALIGAH等提出了阿奎拉鹰优化(Aquila Optimizer, AO)算法^[11],灵感来源于阿奎拉鹰在捕猎过程中的行为。阿奎拉鹰是一种在空中悬停、搜索和捕食的猛禽,算法通过模拟这一自然行为以提高复杂问题的求解效率和质量。AO算法与其他群体智能算法相比具有较高的寻优精度,但仍存在局部开发能力弱、收敛速度慢等问题。为了进一步提高AO算法的性能,本文提出了改进的阿奎拉鹰(Improved Aquila Optimizer, IAO)算法,通过多种策略对原始算法进行改进。通过全局路径规划与机器人操作系统(Robot Operating System, ROS)仿真实验验证IAO算法在路径规划中的性能,并引入其他算法进行对比。

1 阿奎拉鹰(AO)算法

AO算法作为一种启发式优化算法,灵感来自阿奎拉鹰狩猎时的行为。阿奎拉鹰以其卓越狩猎技巧而闻名,拥有4种主要的狩猎策略,每种策略都有各自的特点和技巧^[12]。高飞垂直俯冲与盘旋短距离滑翔对应探索阶段,负责全局搜索;低飞缓慢下降与行走突袭对应开发阶段,负责局部精细搜索。这些策略使得其在面对不同的环境与猎物时,能够根据具体情况,灵活运用不同的狩猎技巧,以确保捕食成功。AO算法通过模拟这4种策略来构建优化过程。

1.1 探索阶段

当 $t \leq 2T/3$ 时,执行探索阶段,反之执行开发阶段,其中, t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数。探索阶段中,当 $r_1 < 0.5$ 时,采用高飞垂直俯冲选择搜索空间;当 $r_1 \geq 0.5$ 时,采用盘旋短距离滑翔探索搜索空间。

AO算法首先生成阿奎拉鹰种群位置,如式(1)所示:

$$X_{ij} = r_1 \times (U_j - L_j) + L_j, i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, D \quad (1)$$

式中: $r_1 \in [0, 1]$; L_j 为给定问题的第 j 个下界; U_j 为第 j 个上界; N 为种群大小; D 为问题的维度; X_{ij} 为生成的种群位置。

高飞垂直俯冲阶段模拟阿奎拉鹰的高空飞行,通过广泛地搜索来识别猎物可能的位置,公式为

$$X_1(t+1) = X_{\text{best}}(t) \times (1 - \frac{t}{T}) + (X_M(t) - X_{\text{best}}(t) \times r_1) \quad (2)$$

式中: $X_{\text{best}}(t)$ 为迭代到 t 次时的最优解; $1 - t/T$ 为通过迭代次数控制扩展搜索; $X_M(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t)$ 为种群当前位置的平均值。

盘旋短距离滑翔阶段模拟阿奎拉鹰在低空盘旋并准备攻击的行为,公式为

$$X_2(t+1) = X_{\text{best}}(t) \times L(D) + X_R(t) + (y - x) \times r_1 \quad (3)$$

式中: y 和 x 为搜索中的螺旋形状; $X_R(t)$ 为任意个体的位置。

$$y = r \times \cos\theta \quad (4)$$

$$x = r \times \sin\theta \quad (5)$$

$$r = C + 0.00565D_1 \quad (6)$$

$$\theta = -0.005D_1 + \theta_1 \quad (7)$$

式中: C 为1~20的随机整数,用于固定搜索周期; D_1 为1~ D 的整数; $\theta_1 = 1.5\pi$ 。

$L(D)$ 为Levy飞行函数:

$$L(D) = 0.01 \times \frac{u \times \left[\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin \frac{\pi\beta}{2}}{\Gamma(\frac{1+\beta}{2}) \times \beta \times 2^{\frac{\beta-1}{2}}} \right]^{\frac{1}{\beta}}}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (8)$$

式中: $\beta=1.5$; $u, v \in [0, 1]$ 且服从正态随机分布。

1.2 开发阶段

当阿奎拉鹰通过前期的探索阶段确定了猎物的位置后,算法将进入开发阶段。通过随机数 r_2 来决定采取哪种攻击策略, r_2 为 $[0, 1]$ 区间中的随机数。当 $r_2 < 0.5$ 时,采取低飞缓慢下降策略;当 $r_2 \geq 0.5$ 时,采取行走突袭策略。

低飞缓慢下降阶段模拟阿奎拉鹰的垂直下降与初步攻击,以观测猎物的反应。在算法中,这意味着进一步缩小搜索范围,并开始集中搜索以逼近最优解,公式为

$$X_3(t+1) = (X_{\text{best}}(t) - X_M(t)) \times 0.1 - r_2 + ((U - L(D)) \times r_2 + L(D)) \times 0.1 \quad (9)$$

行走突袭阶段模拟阿奎拉鹰在地面上行走并捕获猎物的行为。这个阶段的数学模型包括一个质量函数,用来平衡搜索策略,公式为:

$$X_4(t+1) = Q(t) \times X_{\text{best}}(t) - (G_1 \times X(t) \times r_2) - G_2 \times L(D) + r_2 \times G_1 \quad (10)$$

式中: $X(t)$ 为当前解;质量函数 $Q(t) = t^{\frac{2 \times r_2 - 1}{(1-T)^2}}$; $G_1 = 2 \times r_2 - 1$,为阿奎拉鹰的各种运动; $G_2 = 2 \times (1 - \frac{t}{T})$,为阿奎拉鹰的飞行斜率。

2 改进阿奎拉鹰 (IAO) 算法

2.1 混沌初始化

混沌映射是一种在非线性动力学系统中广泛存在的现象,它表现出介于随机和规律之间的复杂行为。其特点包括随机性、规律性、全面探索性和遍历性等,目前已有多种混沌映射应用到群体智能算法中^[13]。AO 算法生成的种群易出现分布不均的情况,影响算法的收敛速度。混沌映射具有的特性能够有效地提升 AO 算法寻找最优解的速度与精度。因此,使用 Circle 混沌映射生成种群,使得阿奎拉鹰种群在空间上的分布更为均匀,防止种群过度集中,以此提高搜索效率。标准 Circle 混沌映射为

$$x_{i+1} = \text{mod}(x_i + 0.2 - \frac{0.5}{2\pi} \sin 2\pi x_i, 1) \quad (11)$$

2.2 柯西-高斯变异扰动

随着算法寻优进程的推进,算法可能陷入局部最优。为了应对这一挑战,引入柯西-高斯变异扰动。这种变异机制不仅增加了搜索过程的随机性,还有助于找到更加优秀的解^[14]。在算法迭代进程中,对当前最优个体进行变异,如果变异后表现优于原位置,那么就选择较优个体进入下一轮迭代。算法迭代初期,以柯西扰动为主,柯西分布的“长尾特性”允许大步伐变异,使最优个体更易变为远离原始位置的变异个体,扩大算法的搜索范围。迭代后期以高斯扰动为主,提高算法的收敛精度。柯西-高斯变异扰动公式为

$$X_n(t) = X(t) \left[1 + (1 - \frac{t^2}{T^2}) \text{Cauchy}(0, 1) + \frac{t^2}{T^2} \text{Gauss}(0, 1) \right] \quad (12)$$

式中: $X_n(t)$ 为第 t 次迭代中当前最优个体扰动后的位置。

2.3 哈里斯鹰算法改进 AO 算法搜索策略

AO 算法分为全局探索和局部开发两阶段^[15],当 $t \leq 2T/3$ 时,执行探索阶段,反之执行开发阶段。这种依靠迭代次数的变换策略会使全局探索与局部开发之间不协调。在哈里斯鹰(Harris Hawks Optimization, HHO)算法中,逃逸能量决定算法的阶段,并根据迭代次数动态调整。使用该动态策略调整算法

阶段能够提升算法的灵活性,逃逸能量公式为

$$E = 2E_0 \left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right) \quad (13)$$

式中: E 为逃逸能量; $E_0 \in [0, 1]$,为初始逃逸能量。

当 $|E| \geq 1$ 时,执行全局探索;当 $|E| < 1$ 时,执行局部开发,逃逸能量如图1所示。

AO算法局部开发阶段存在游走能力不强等问题。HHO算法在局部开发阶段会根据猎物不同的逃逸能量来选择攻击策略,包括软包围、硬包围、渐进式快速突袭的软包围与渐进式快速突袭的硬包围。多样化策略的使用增加了算法灵活性,使其能够适应多种类型的复杂问题。因此,使用HHO算法的局部开发策略替代AO算法原有局部开发策略,可提升局部开发能力。引入值在 $[0, 1]$ 之间的随机数 r_3 ,通过 $|E|$ 与 r_3 共同决定在局部开发阶段所使用的搜索策略。

当 $r_3 \geq 0.5$ 且 $|E| \geq 0.5$ 时,采用软包围策略,公式为

$$X(t+1) = X_{\text{best}}(t) - X(t) - E |JX_{\text{best}}(t) - X(t)| \quad (14)$$

式中: J 为随机数, $J \in [0, 2]$ 。

当 $r_3 \geq 0.5$ 且 $|E| < 0.5$ 时,使用硬包围策略,公式为

$$X(t+1) = X_{\text{best}}(t) - E |X_{\text{best}}(t) - X(t)| \quad (15)$$

当 $r_3 < 0.5$ 且 $|E| \geq 0.5$ 时,使用渐进式快速突袭的软包围策略,Levy飞行模拟猎物的欺骗性运动,公式为

$$X(t+1) = \begin{cases} Y, & F(Y) < F(X(t)) \\ Z, & F(Z) < F(X(t)) \end{cases} \quad (16)$$

$$Y = X_{\text{best}}(t) - E |JX_{\text{best}}(t) - X(t)| \quad (17)$$

$$Z = Y + S \times L(D) \quad (18)$$

式中: S 为 $1 \times D$ 的随机向量; $F(\cdot)$ 为适应度函数; Y 、 Z 为这一策略下的两种攻击方式。

当 $r_3 < 0.5$ 且 $|E| < 0.5$ 时,使用渐进式快速突袭的硬包围策略,公式为

$$Y = X_{\text{best}}(t) - E |JX_{\text{best}}(t) - X_M(t)| \quad (19)$$

2.4 IAO算法流程

IAO算法的流程如下:

步骤1:设定种群 N 、 D 、 T 等其他相关参数。

步骤2:利用Circle混沌映射方法初始化种群。

步骤3:计算种群每个个体的适应度,记录最优个体。

步骤4:利用式(12)对最优个体进行变异,并计算适应度,选择较优个体继续迭代。

步骤5:利用式(13)计算 E 。如果 $|E| \geq 1$,利用式(2)和式(3)进行探索行为,否则执行局部开发行为。

如果 $r_3 \geq 0.5$ 且 $|E| \geq 0.5$,利用式(14)更新位置;如果 $r_3 \geq 0.5$ 且 $|E| < 0.5$,利用式(15)更新位置;如果 $r_3 < 0.5$ 且 $|E| \geq 0.5$,利用式(16)~(18)更新位置;如果 $r_3 < 0.5$ 且 $|E| < 0.5$,利用式(16)(18)(19)更新位置。

步骤6:重复步骤3—5,直到最大迭代次数。

步骤7:输出最优解。

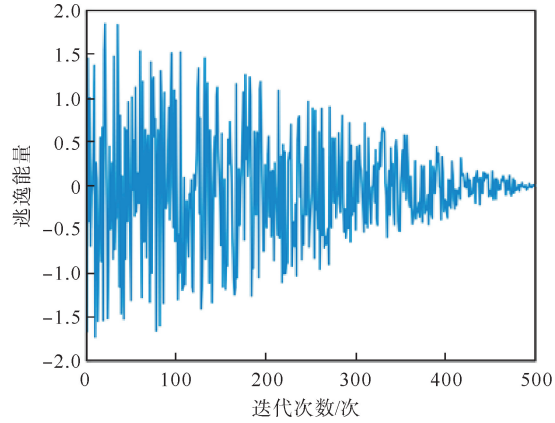


图1 HHO算法逃逸能量

IAO 算法的伪代码如下:

IAO 算法伪代码

```

Input: 最大迭代次数  $T$  和种群数  $N$ 
Initialize: 使用 Circle 混沌映射初始化种群
While ( $t \leq T$ )
    更新最优个体和适应度值
    进行柯西-高斯变异
    if 变异个体优于原个体
        选用变异个体
    else
        保留原个体
    end if
    if  $|E| \geq 1$ 
        if  $r_1 < 0.5$ 
            按式(2)更新种群位置
        else
            按式(3)更新种群位置
        end if
    else
        if  $r_3 \geq 0.5$ 
            if  $|E| \geq 0.5$ 
                按式(14)更新种群位置
            else
                按式(15)更新种群位置
            end if
        else
            if  $|E| \geq 0.5$ 
                按式(16)–(18)更新种群位置
            else
                按式(16)(18)(19)更新种群位置
            end if
        end if
    end if
End while
Output: 最优解

```

3 实验与结果分析

3.1 全局路径规划实验

为了验证本文提出的路径规划算法的有效性,将所提 IAO 算法与 AO 算法^[11]、HHO 算法^[10]及改进 HHO 算法(CHHO)^[16]应用于移动机器人路径规划问题中并进行对比。选取 3 种不同规格的栅格地图 (20×20 、 30×30 、 40×40),迭代次数设置为 100 次,并独立运行 30 次。

图 2—4 为 IAO 算法及对比算法在 3 种地图中路径规划和收敛曲线对比。从路径规划图可以看出,IAO 算法以最少转弯次数及最短路径获得了最优的移动机器人路径规划方案。从收敛曲线图中可以看出,HHO 算法全局路径搜索能力弱且收敛速度慢,规划出的路线较长。AO 算法收敛速度较快,但容易陷入局部最优,无法找到理论最优路线。CHHO 算法路径长度接近 IAO 算法,但收敛速度较慢。IAO 算法的平均收敛次数明显少于其他算法,在 50 次迭代前就可以全局收敛。

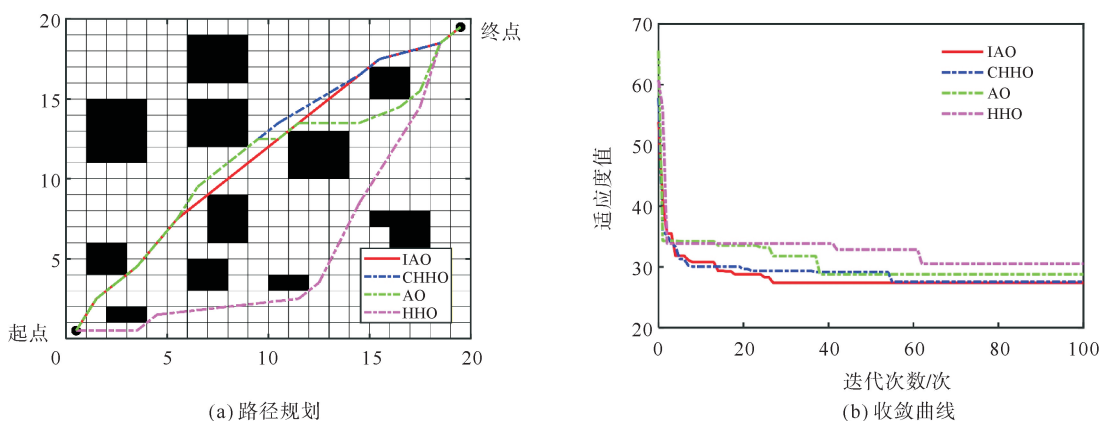


图 2 20×20 地图路径规划和收敛曲线对比

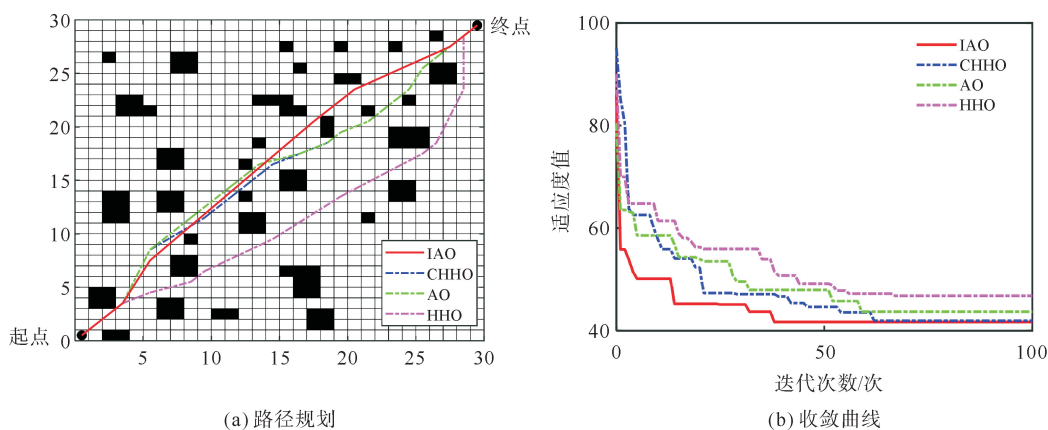


图 3 30×30 地图路径规划和收敛曲线对比

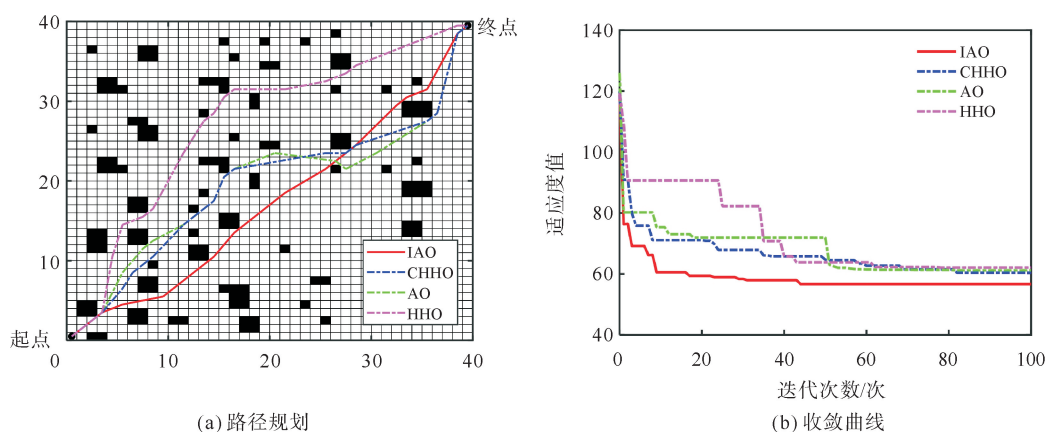


图 4 40×40 地图路径规划和收敛曲线对比

表 1 分别统计了 4 种算法在 3 种规模地图中的最短路径长度、平均路径长度和标准差。从表中数据可以看出,IAO 算法的最短路径长度、平均路径长度均为最短。在较简单的 20×20 与 30×30 地图中,IAO 算法最短路径长度相较于 CHHO 算法分别缩短了 0.60%、0.64%,平均路径长度缩短了 1.81%和 2.66%。在复杂的 40×40 地图中,IAO 算法相比于 CHHO 算法最短路径缩短了 5.88%,平均路径长度缩短了 7.51%。此外,IAO 算法的标准差也是所有算法中最小的,表明 IAO 算法不仅能够规划出最短的路线,同时也具有较强的稳定性。

3.2 ROS 仿真实验

为了验证 IAO 算法在实际移动机器人路径规划场景中的有效性,通过 ROS 移动机器人仿真平台,结合 Rviz 和 Gazebo 插件,对路径规划算法进行仿真实验。首先在 Gazebo 插件中创建三维仿真环境,通过手动绘制的方式定义墙体颜色与尺寸等特征。随后将多个障碍物合理放置在场景的不同位置,构建出实验环境,如图 5 所示。移动机器人最大线速度为 0.6 m/s,最大角速度为 1.5 rad/s,加速度限制在 0.3 m/s^2 。

使用 SLAM 算法构建二维栅格地图,如图 6 所示。使用 IAO 算法进行仿真实验,ROS 仿真实验中移动机器人的初始位置在地图的右下角,坐标为(6.0,3.5,0.0)。通过 Rviz 中的 2D Nav Goal 给定终点,算法规划的全局路径如图 7(a)所示。由图 7(b)(c)可知,移动机器人按照算法规划出的路线从起点到达目标点,绕开了环境中放置的障碍物,验证了 IAO 算法在路径规划中的有效性和可行性。

表 1 算法性能对比

地图	算法	最短路径长度	平均路径长度	标准差
20×20	IAO	27.388	27.463	0.10
	HHO	30.530	31.885	0.93
	CHHO	27.553	27.961	0.27
	AO	28.798	29.35	0.33
30×30	IAO	41.688	42.537	0.63
	HHO	46.825	48.984	2.11
	CHHO	41.956	43.670	1.12
	AO	43.714	44.300	1.70
40×40	IAO	56.676	57.987	0.72
	HHO	62.077	66.258	1.95
	CHHO	60.008	62.343	1.37
	AO	61.193	63.532	1.99

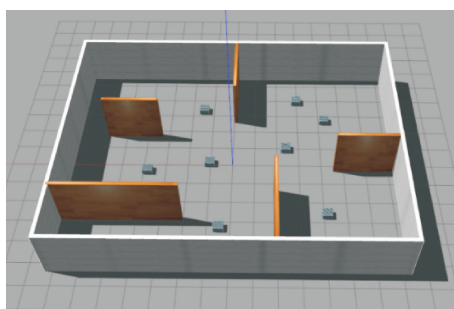


图 5 实验环境

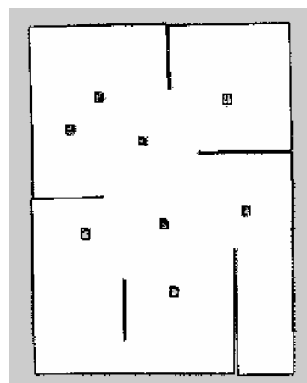
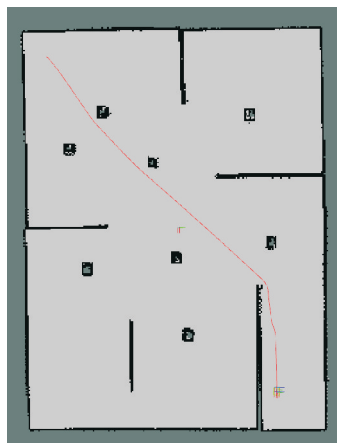
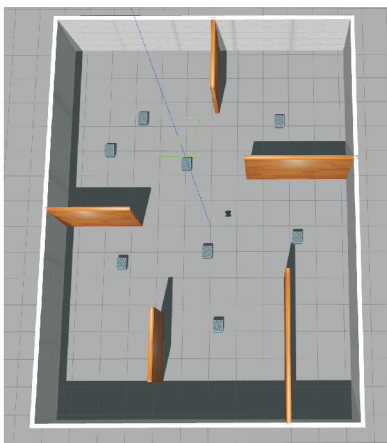


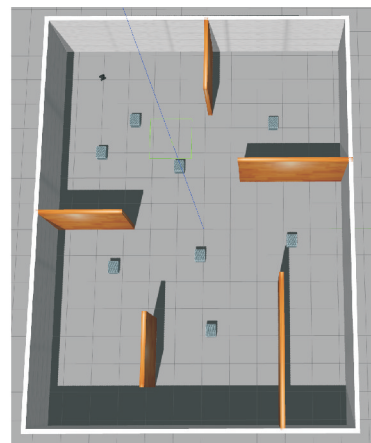
图 6 全局地图



(a) 路径规划



(b) 实验1时刻



(c) 实验2时刻

图 7 IAO 路径规划实验

4 结束语

为求解移动机器人路径规划问题,本文提出了一种多策略改进的AO算法——IAO算法。在全局路径规划实验以及ROS仿真实验中,IAO算法表现优秀,能够快速生成平滑、安全且高效的路径,有效避开了各类障碍物,充分验证了该算法在求解移动机器人路径规划问题时具备突出的优越性与稳定性。

参考文献(References):

- [1] 白晓兰,袁铮,周文全,等. 移动机器人路径规划算法研究综述[J]. 机械工程师,2024(8):24-28.
BAI Xiaolan,YUAN Zheng,ZHOU Wenquan, et al. Review of mobile robot path planning algorithms[J]. Mechanical Engineer, 2024(8):24-28.
- [2] 纪有旺,解乃军,殷冬年. 基于数字孪生的移动机器人可视化监控系统[J]. 现代制造工程,2024(3):23-30.
JI Youwang,XIE Naijun,YIN Dongnian. Mobile robot 3D visual monitoring system based on digital twin[J]. Modern Manufacturing Engineering,2024(3):23-30.
- [3] 刘成良,林洪振,李彦明,等. 农业装备智能控制技术研究现状与发展趋势分析[J]. 农业机械学报,2020,51(1):1-18.
LIU Chengliang,LIN Hongzhen,LI Yanming, et al. Analysis on status and development trend analysis of intelligent control technology for agricultural equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(1):1-18.
- [4] JIANG X K,HU H C,QIN Y M, et al. A real-time rural domestic garbage detection algorithm with an improved YOLOv5s network model[J]. Scientific Reports,2022,12(1):16802.
- [5] 李伟,金世俊. 基于人工势场法和启发式采样的最优路径收敛方法[J]. 计算机应用,2021,41(10):2912-2918.
LI Wei,JIN Shijun. Optimal path convergence method based on artificial potential field method and informed sampling[J]. Journal of Computer Applications,2021,41(10):2912-2918.
- [6] 郭建,杨朋,曾志豪,等. 融合改进Dijkstra算法和动态窗口法的移动机器人路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术,2024(3):36-40.
GUO Jian,YANG Peng,ZENG Zhihao, et al. Mobile robot path planning based on improved Dijkstra algorithm and dynamic window method[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique,2024(3):36-40.
- [7] 邓益昭,涂海燕,宋明俊. 基于改进RRT的机器人路径规划算法[J]. 组合机床与自动化加工技术,2024(6):6-11.
DENG Yizhao,TU Haiyan,SONG Mingjun. Robot path planning algorithm based on improved RRT[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique,2024(6):6-11.
- [8] 杨教,陆安江,彭熙舜,等. 基于改进粒子群算法的三维路径规划研究[J]. 电子测量技术,2023,46(12):92-97.
YANG Jiao,LU Anjiang,PENG Xishun, et al. Research on 3D path planning based on improved particle swarm optimization[J]. Electronic Measurement Technology,2023,46(12):92-97.
- [9] 宋宇,高岗,梁超,等. 基于多策略改进灰狼算法的无人机路径规划[J]. 电子测量技术,2025,48(1):84-91.
SONG Yu,GAO Gang,LIANG Chao, et al. UAV path planning based on multi-strategy improved gray wolf algorithm[J]. Electronic Measurement Technology,2025,48(1):84-91.
- [10] HEIDARI A A,MIRJALILI S,HOSSAM F, et al. Harris hawks optimization: Algorithm and applications[J]. Future Generation Computer Systems,2019,97:849-872.
- [11] ABUALIGAH L,YOUSRI D,ABD E M, et al. Aquila optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering,2021,157:107250.
- [12] 胡啸,张呈越,卞炜,等. 基于改进哈里斯鹰优化算法的动态路径规划研究[J]. 控制工程,2024,31(4):591-600.
HU Xiao,ZHANG Chengyue,BIAN Wei, et al. Research on dynamic path planning based on improved Harris hawk algorithm[J]. Control Engineering of China,2024,31(4):591-600.
- [13] 肖维. 基于改进哈里斯鹰优化算法仓储机器人全局路径规划探究[J]. 现代计算机,2024,30(24):81-84.
XIAO Wei. Research on the global path planning of the storage robot based on the improved Harris hawks optimization algorithm[J]. Modern Computer,2024,30(24):81-84.
- [14] 杨志龙,邹德旋,李灿,等. 融入限制反向学习与柯西-高斯变异的蜣螂优化算法[J]. 计算机应用,2024,45(7):1-17.
YANG Zhilong,ZOU Dexuan,LI Can, et al. Dung beetle optimizer algorithm with restricted reverse learning and cauchy-gauss variation[J]. Journal of Computer Applications,2024,45(7):1-17.
- [15] 刘庆鑫,齐琦,贾鹤鸣,等. 混合改进策略的阿奎拉鹰优化算法[J]. 山东大学学报(工学版),2023,53(4):93-103.
LIU Qingxin,QI Qi,JIA Heming, et al. Aquila optimizer based on hybrid improved strategies[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science),2023,53(4):93-103.
- [16] GEZICI H,LIVATYALI H. Chaotic Harris hawks optimization algorithm[J]. Journal of Computational Design and Engineering,2022,9(1):216-245.

(责任编辑 张晓靖;英文校审 徐 飞)