

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211363

## 跳点优化蚁群算法的移动机器人路径规划\*

孙凌宇 王 威 秦红亮 刘文瀚  
(河北工业大学机械工程学院 天津 300401)

**摘要:** 传统的蚁群算法(ACA)在路径规划中难以克服路径次优及收敛慢等问题。针对这些问题,提出一种跳点优化蚁群算法(JPOACA)。通过引入跳点搜索(JPS)算法价值函数,筛选出低成本的邻域节点,然后运用ACA的多邻域性扩展JPS算法的邻域,扩大JPOACA的视野,增加低成本邻域数量,在低成本JPS算法邻域内设计夹角启发信息函数和步长启发信息函数,提高算法的路径寻优能力,最后采用在跳点处补充信息素,最优路径的跳点处额外增加信息素的信息素补充方式,提高融合算法的收敛速度。仿真结果表明,JPOACA规划出的路径光滑更好性,且收敛速度、对复杂地形的适应能力均有显著提升。

**关键词:** 路径规划;蚁群算法;夹角启发信息;步长启发信息

**中图分类号:** TP242.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.5030

## Mobile robot path planning based on jump point optimization ant colony algorithm

Sun Lingyu Wang Wei Qin Hongliang Liu Wenhao  
(College of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

**Abstract:** The traditional ant colony algorithm (ACA) is difficult to overcome the problems of suboptimal path and slow convergence in path planning. To solve these problems, a jump point optimization ant colony algorithm (JPOACA) is proposed. By introducing the value function of jump point search (JPS) algorithm, low-cost neighborhood nodes are selected, and then the multi neighborhood of ACA is used to expand the neighborhood of JPS algorithm, expand the vision of JPOACA, increase the number of low-cost neighborhoods, design angle heuristic information function and step size heuristic information function in the low-cost JPS algorithm neighborhood, improve the path optimization ability of the algorithm, and finally supplement pheromones at the jump points. In order to improve the convergence speed of the fusion algorithm, a pheromone supplement method is added to the hops of the optimal path. The simulation results show that the path planned by JPOACA is smooth and better, and the convergence speed and adaptability to complex terrain are significantly improved.

**Keywords:** path planning; ant colony algorithm; angle heuristic information; step size heuristic information

## 0 引 言

路径规划方法对机器人完成相应的任务具有重要的作用和意义。熟知的路径规划算法有粒子群算法<sup>[1]</sup>、A\*算法<sup>[2]</sup>、RRT算法<sup>[3]</sup>、Q-Learning算法<sup>[4]</sup>、跳点算法<sup>[5]</sup>、蜂群算法<sup>[6-7]</sup>、蚁群算法(ant colony algorithm, ACA)<sup>[8-10]</sup>以及由上述算法中的一种或多种衍生出来的算法等。

ACA因其具有鲁棒性好、易与其他算法结合的特点,对传统蚁群算法进行了优化改进,如文献[11]提出改进ACA,采用不均匀初始信息素分布,增加对路径规划有利

区域信息素浓度,有效降低了蚂蚁的盲目性,但是易陷入局部最优;文献[12]提出“狼群分布策略”作为信息素的更新规则,加大对最优路径的信息素补充量,减少最差路径的补充,面对复杂地图时收敛速度较慢;文献[13]采用多种启发函数,如平滑启发函数的应用,增加路径平滑性的同时增加了路径长度,且仅能减少拐点数目,不能绝对去除;文献[14]采用16向24邻域思路,虽然扩大了蚁群的视野,但视野的扩大带来了计算量的增加,且并没有完全发挥大视野的优势,得到的路径仍不是最优,收敛速度较慢;文献[15]通过加入夹角启发函数,调整信息素的挥发方式,

收稿日期:2022-09-12

\* 基金项目:国家自然科学基金联合基金(U1913211)、河北省应用基础研究计划重点基础研究项目(17961820D)资助

得到了更高的路径寻优能力,有效的缩短了路径长度。文献[16]将跳点算法(jump point search,JPS)与ACA相结合,在信息素更新方面对JPS算法不够吻合,导致路径仍然必须经过所有栅格中点,没有发挥JPS算法可以走斜线的优势。

为了能够兼顾收敛速度,拐点数量,路径长度等多方面的优势,又使路径趋向光滑,本文提出了跳点优化蚁群算法(jump point optimization ant colony algorithm,JPOACA),该算法在传统ACA与文献算法的路径搜索方式基础上进行多方面改进,首先用JPS算法的评价函数,选出低成本的邻域,结合ACA与JPS算法扩展算法大视野,扩大低成本邻域节点数量;其次在低成本邻域内,增添夹角启发函数,使之可以在低成本邻域内沿着任意角度寻找下一节点,引入步长启发信息函数,使每次可跳跃距离最大化;最后根据JPOACA算法特点,在成功到达终点的蚂蚁走过路径上的跳点处补充信息素。在不同环境中进行了路径规划仿真实验,验证了JPOACA具有更优的路径寻优性能,且得出的路径拐角大于145°,拐角处衔接更平滑,在实际的工程应用上具有明显优势。

### 1 环境建模

由于栅格法能够简单明了的仿真各种地形图,因此本文选用栅格法为地图建模服务。利用网格把机器人的实验环境进行网格化。如图1所示,为20×20的网格,每个小栅格的边长为1M。为了提高机器人的可通行性,根据机器人尺寸的需求,对障碍物进行20cm的膨化处理,如果障碍物没有充满整个栅格,按照充满栅格计算<sup>[17]</sup>。在建模中,把机器人等效为一个质点,机器人在可行区内能够自由移动。

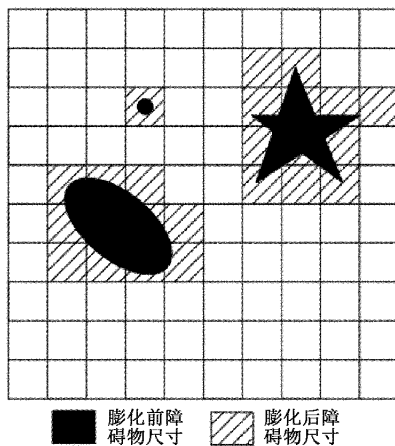


图1 栅格地图简单模型

### 2 跳点蚁群算法

传统的ACA虽然具备一定的路径搜索能力,但无法应对复杂的外界环境的路径搜索。传统ACA起始时,蚂

蚁搜索路径存在较大的盲目性,降低了路径搜索的效率另外前面蚂蚁误将次优路径当作最优路径,大量在次优路径上累积信息素,导致最终无法得出最优路径。为此,本文结合JPS算法的优点改进传统ACA,设置了新的启发函数与信息素的更新方式,提高蚁群算法的路径寻优能力。

#### 2.1 跳点算法

JPS算法在选择跳点时,根据评价函数式(1)会舍弃不必要的大量节点,留下有效节点。在过滤节点时,对当前节点邻域的8个跳点放入到OPEN表中,再从8邻域节点中筛选出无用节点,把无用节点裁剪掉放进CLOSE中<sup>[18]</sup>。然后对这些点进行搜索,到达目标点时,连接所有跳点得出JPS算法的寻优路径,如图2所示。

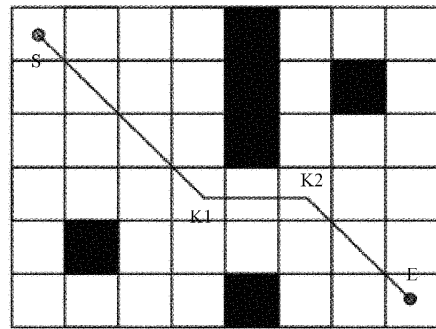


图2 跳点算法搜索的路径图

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

在图2中,形成了有S—K1—K2—E的最优路线,观察发现拐点较多,路径明显不是最优,于是在原有的JPS算法上进行二次优化,结合ACA扩展跳点算法的可选择跳点邻域,原始的JPS算法在周围8邻域内选择跳点,限制了算法的优势,结合文献[14],将邻域扩展为16或者更多,增加JPS算法视野,如图3所示,跳跃方向由原先的8个增加到16个,增加可选择的数量。继续在图2中的环境进行仿真得到图4的路径图,由S—K1—E,显然经过优化的JPS算法的寻优能力更强。

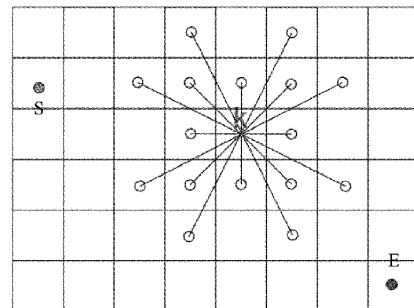


图3 16邻域的扩展图

#### 2.2 低成本的扩展邻域

在栅格地图的模型中,原始ACA的蚂蚁仅能在四周或八向内完成路径搜索,八向内虽然完成了全部周边栅格的搜索,但视野范围较小,每次仅能跨越一个栅格,严重限

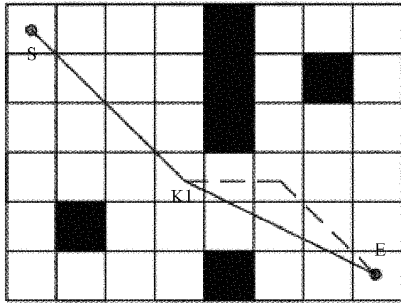


图 4 优化后跳点算法搜索的路径图

制了路径搜索效率。文献[14]将蚂蚁搜索的邻域扩展到 16 个,增加了蚂蚁的视野和跨越栅格的数量,有效的缩短了路径长度,提高了路径搜索能力。理论上邻域数量可以无限扩展,但邻域的扩展带来了更多无用方向的计算,一定程度上加大了算法的计算量。为了减少无用方向的邻域扩展且充分利用扩展邻域的优势,在跳点评价函数的作用下,对成本高的节点剪裁,即高成本节点放入 CLOSE,保留地图中该点与终点的相对方向上出现的低成本节点,如图 5 所示。

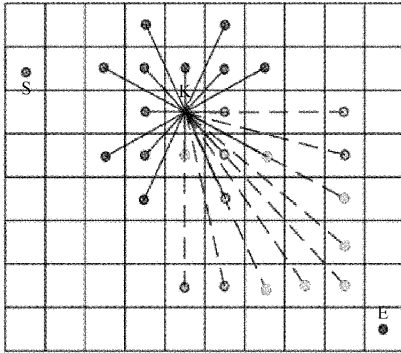


图 5 JPOACA 的邻域栅格

在图 5 中, K 点为机器人某一时刻位置,实线为文献[14]算法在 K 点的可行性路线,虚线为 JPOACA 的可选择路线。从图中看出 JPOACA,既能避免了无用方向的搜索,达到减少计算量的目的,增加每步跳跃栅格的数量,又能缩短最优路径长度和增加路径的平滑性。

### 2.3 改进状态转移概率公式

常规的 ACA 采用均匀的信息素分布方式,启发信息的作用不够明显,在路径搜索时,大量的蚂蚁无头闯荡,造成资源浪费等问题。在 JPS 算法评价函数作用下,减去了高成本节点的计算,蚂蚁不会出现无头闯荡现象,但低成本的节点选择仍有区别,为了选出更优质的节点,本文在 JPOACA 的状态转移概率公式中加入跳向夹角与单次跳跃距离的因素,修改启发信息函数,改变引导方式,选择更合适的下步节点,增加 JPOACA 的路径寻优性能。

跳向夹角启发函数。文献[15]算法引入夹角启发函数,寻优能力更高,但规划出的路线拐角为  $145^\circ$ ,路径长度

仍然可以优化。为了增大拐角度数,使路径更平滑且更短, JPOACA 重新设置夹角启发函数。如图 6 所示,设  $K(x_i, y_j)$  为机器人当前所在位置,  $E(x_E, y_E)$  为目标点,  $p(x_{i+b}, y_{j+b})$  为 JPOACA 的下步可行点,设线路 1, 2, 3, ..., 与机器人当前位置 K 所在方向的夹角为  $\varphi_b$ , 理论上夹角  $\varphi_b$  可取  $(-45^\circ, 45^\circ)$  中任意夹角, 夹角绝对值越小, 路径的平滑性越高, 冗长路径出现几率越小。因此新的夹角启发函数  $\cos\varphi_{ij}^b(t)$  作用下, 促进算法选择更有利的跳点, 有效的增加了 JPOACA 的路径寻优性能。

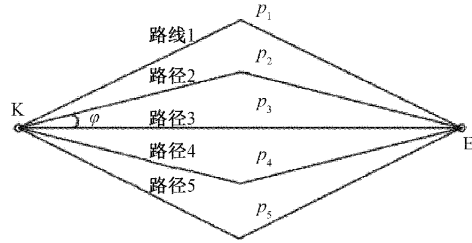


图 6 跳点的跳向图

跳跃步长的启发函数。在图 7 中, 蚂蚁沿着虚线的方向向目标点进行首次跳跃, 可能落在位置  $p_1$  处, 也可能直接到达终点, 或者首次跳跃落在位置  $p_2$  处, 为了到达终点可能需要更多步数或者产生更多拐点, 步数的增加, 还会增加计算量。为了解决这些问题, 加入步长启发信息  $l_{ij}^b(t)$ , 在路径安全的前提下, 用更少的跳跃次数, 完成路径规划。

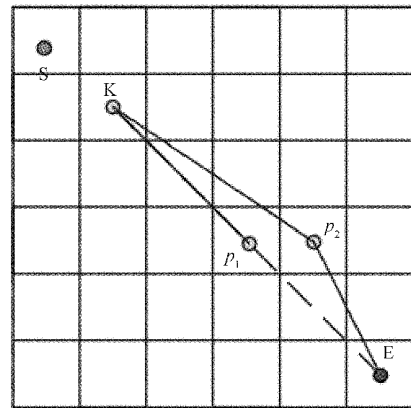


图 7 跳跃步长图

综合以上, 建立新的状态转移概率公式  $P_{ij}^m(t)$ :

$$P_{ij}^m(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta [l_{ij}^b(t)]^\gamma [\cos\varphi_{ij}^b(t)]^\alpha}{\sum_{j \in a_m} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta [l_{ij}^b(t)]^\alpha [\cos\varphi_{ij}^b(t)]^\alpha}, & j \in a_m \\ 0, & j \notin a_m \end{cases} \quad (2)$$

$$L_{ij}^b(t) = \sqrt{(x_i - x_{i+b})^2 + (y_j - y_{j+b})^2}, b = 1, 2, 3, \dots \quad (3)$$

$$l_{ij}^b(t) = \frac{1}{L_{ij}^b(t)} \quad (4)$$

$$\cos_{ij}^b(t) = \frac{(x_i - x_{i+h})(x_i - x_E) + (y_j - y_{j+h})(y_j - y_E)}{\sqrt{(x_i - x_{i+h})^2 + (y_j - y_{j+h})^2} \sqrt{(x_i - x_E)^2 + (y_j - y_E)^2}} \quad (5)$$

其中,  $L_{ij}^b(t)$  为  $t$  时刻跳跃步长诱导函数,  $\lambda$  为其诱导程度,  $\cos_{ij}^b(t)$  为  $t$  时刻跳跃方向的诱导函数,  $\omega$  为其诱导程度。

### 2.4 改进信息素更新方式

ACA 的信息素更新是模仿自然界蚂蚁觅食过程中蚂蚁在经过路径上释放信息素与自然界的物质自然挥发机理, 这可能存在最优路径与次优路径信息素浓度差异不大, 很难收敛。针对跳点与蚁群结合算法的研究, 文献[16]中 JPS 算法与 ACA 结合, 有效的促进了算法的寻优性, 但文献[16]算法视野较小, 且有路径必过栅格中点的累赘限制。如图 8 所示, 机器人完全可以从  $k$  点直接到达  $p$  点, 不但减短路径长度与减少拐点数目, 还增加了  $k, p$  拐点处的平滑性。另外文献[16]对路径经过的所有栅格无差别信息素更新, 若  $h$  点信息素浓度较高, 路径规划可能会先从  $k$  到  $h$  再到  $p$ , 产生多余计算量。为了避免以上不足之处, 实现从  $k$  到  $p$  的直接跳跃, 本文采用跳点处局部更新信息素的方式, 适应跳点与蚁群结合的算法, 即在最优路径的跳点处额外增加信息素的补充量, 其他路径的跳点处适量补充信息素。信息素的更新公式如下:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{m=1}^n \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (6)$$

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{m=1}^M \Delta\tau_{ij}^m(t) + \Delta\tau_{extra}(t) \quad (7)$$

$$\Delta\tau_{ij}^m(t) = \begin{cases} Q/L_m, & \text{蚂蚁 } m \text{ 经过的跳点 } (i, j) \\ 0, & \text{非跳点} \end{cases} \quad (8)$$

$$\Delta\tau_{extra}(t) = \begin{cases} Q1/L_m, & \text{最优蚂蚁 } m \text{ 经过的跳点 } (i, j) \\ 0, & \text{非跳点} \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $\rho$  为信息素的挥发系数,  $\Delta\tau_{ij}^m(t)$  为跳点处的信息素增量,  $\Delta\tau_{extra}(t)$  为最优路径的额外信息素增量,  $L_m$  表示任意一只到达终点蚂蚁行走的距离,  $Q, Q1$  表示信息素强度。

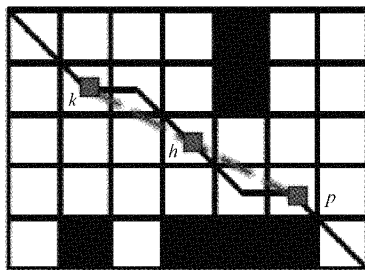


图 8 文献[16]中图 8 的部分截取图

### 2.5 跳点蚁群算法流程

本文改进的 JPOACA 的流程过程如下:

1) 建立仿真栅格地图。

2) 初始化 JPOACA 的基本参数: 参与迭代的蚂蚁数目  $M$ , 迭代次数  $N$ , 信息启发作用因子, 期望启发作用因子, 信息素挥发因子, 信息素强度, 方向诱导程度, 步长诱导程度。

3) 根据粒子群算法的评价函数, 筛选出低成本节点与低成本节点, 并分别放到 OPEN 与 CLOSE 表中。

4) 初始化蚂蚁禁忌表、路径长度等信息, 根据转移概率率函数(5)在低成本邻域中寻找下一步的节点, 将选择的节点放入禁忌表中, 连接所有节点得出本次搜索的最优路径, 计算出路径长度, 依次循环, 完成本次迭代中所有蚂蚁的路径搜索。

5) 每完成一次迭代, 对未到达终点蚂蚁走过的栅格, 不更新信息素, 对于到达终点蚂蚁走过的栅格按照式(6)进行信息素更新, 对于本次迭代中走过最优路径蚂蚁走过的栅格按照式(7)进行信息素更新。

6) 判断是否达到设定的迭代次数, 如果小于最大迭代次数, 按照上述步骤继续迭代, 当达到最大迭代次数时, 结束循环, 保留最优路径信息。

7) 输出最优路径与迭代过程的收敛情况图。

## 3 仿真分析

为了验证 JPOACA 的路径规划能力, 在 MATLAB 仿真平台上设置不同障碍率的  $20 \times 20$  与  $30 \times 30$  的栅格环境进行仿真分析, 并与文献[15-16]对比, 验证 JPOACA 的路径寻优性能。实验相关参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

参数	大小
蚂蚁数目 $M$	50
迭代次数 $N$	50
信息素挥发系数 $\rho$	0.3
信息素启发因子 $\alpha$	1.1
期望启发式因子 $\beta$	10
信息素强度 $Q$	1.2
信息素强度 $Q1$	2
步长诱导程度 $\lambda$	1.2
方向诱导程度 $\rho$	1.1

### 3.1 $20 \times 20$ 仿真环境

采用文献[15]中的  $20 \times 20$  的凹形环境仿真地图, 对传统 ACA 与 JPOACA 进行仿真实验, 验证 JPOACA 对凹形环境的路径搜索能力, 得到图 9 所示的最优路径路线图与收敛曲线图, 图中标号为拐点处。结合文献[15]的实验数据, 对传统 ACA、文献[15]算法、JPOACA 的最优路径长度和收敛次数进行比较, 结果如表 2 所示。

实验结果显示, JPOACA 在最优路径长度方面明显优越于另外两种算法, 较文献[15]缩短了 6.62%, 较传统



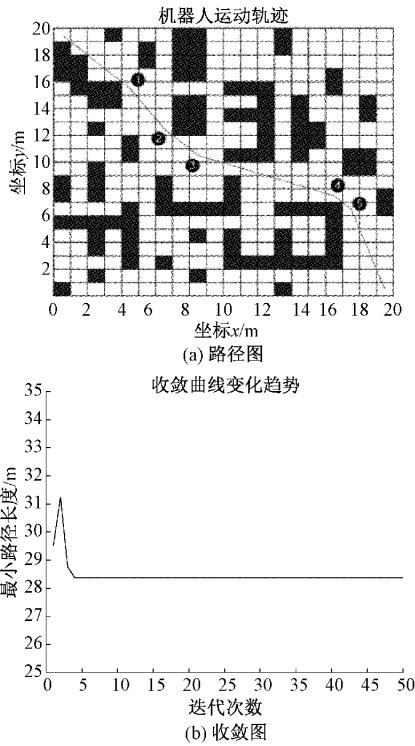


图 9 本文算法最优路径路线图与收敛情况曲线

表 2 算法仿真结果对比

算法	最优路径长度/m	收敛次数
传统 ACA	32.62	7
文献[15]	30.38	4
JPOACA	28.37	4

ACA 缩短了 13.03%。在收敛次数方面与文献相当,相比于传统 ACA 收敛次数具有显著提升。另外,JPOACA 与文献[15]算法同样运用了夹角启发函数,但本文运用后不仅起到了获取低成本邻域的同时,对路径的拐角平滑性起到极大贡献,促使 JPOACA 的拐角介于  $145^{\circ}\sim 180^{\circ}$  之间,很大程度上增加了路径的平滑性。仿真结果表明,JPOACA 在面对凹形地图是具有强大的适应能力,路径更为光滑,且较另外两种算法具有明显优势,具有更强的复杂环境路径寻优能力。

### 3.2 30×30 仿真环境

为了深入验证 JPOACA 的性能,探究本文改进信息素的更新方式对 JPOACA 的合理性,模仿文献[16]中“图 8”的  $30\times 30$  的环境地图,进行传统 ACA 与 JPOACA 的仿真实验,结合文献[16],传统 ACA, JPOACA 的对比实验,本文算法的最优路径图与收敛图如图 10 所示,图中标号为拐点处。进行多次实验,系统均处于稳定状态,得出稳定的实验数据,3 种算法的实验结果如表 3 所示。

根据表 3 中的实验结果分析,JPOACA 在路径长度优于文献[16]算法 3.55%,优于传统 ACA16.67%,在收敛次

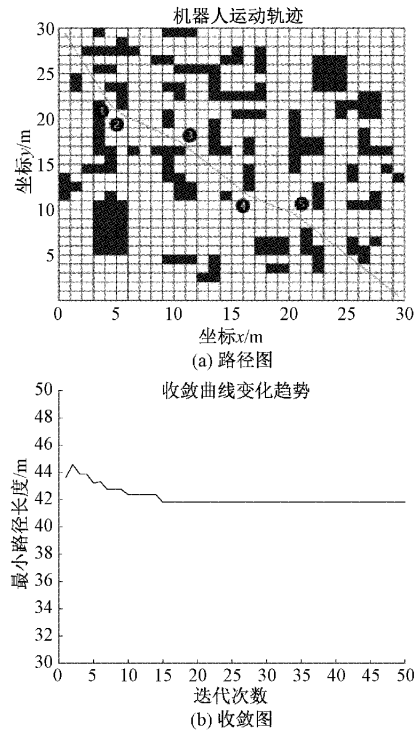


图 10 本文算法最优路径路线图与收敛情况曲线

表 3 算法仿真结果对比

算法	最优路径长度/m	收敛次数	拐点数量
传统 ACA	50.18	35	18
文献[16]	43.36	29	9
JPOACA	41.82	16	4

数分别由于文献[16]算法、传统 ACA44.8%、54.3%,拐点数目方面优秀于文献[16]算法、传统 ACA55.56%、77.78%,从最优路径图中可以看出,JPOACA 的拐角均远大于  $145^{\circ}$ ,得出的路径明显光滑于另外两种算法得出的路径。表明 JPOACA 在信息素更新方式做出的改进效果显著,通过在跳点出补充信息素的方式,使得蚁群在条件允许下一步跳跃多个栅格,大大增加了算法的运行效率,提高了路径规划效率,另外步长的增加使路径中的笔直线段更长,更有利于机器人在规划出的路径上运行。

## 4 结 论

由于传统的 ACA 规划出的路径往往不是最优且收敛慢,拐点多,路径不够光滑,不能满足现代移动机器人路径规划的要求。本文算法在传统 ACA 的基础上融合了 JPS 算法,并结合其他文献的优秀理论,在路径的搜索方向、低成本跳点的邻域、信息素的更新方式等多方面进行了改进,得出了 JPOACA。在仿真平台上进行了大量实验,验证了 JPOACA 的稳定性,并与文献[15]和[16]的实验数据对

比,结果显示本文算法在最优路径长度路径光滑性以及收敛速度上均有明显优势。

### 参考文献

- [1] 张真诚. 机器人路径规划的改进粒子群-蚁群算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(8): 65-69.
- [2] 王中玉, 曾国辉, 黄勃. 基于改进双向 A\* 的移动机器人路径规划算法[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(11): 141-143, 147.
- [3] 侯宇翔, 高焕兵, 汪子健, 等. 改进 RRT 的移动机器人路径规划算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(16): 47-52.
- [4] TAN B, PENG Y Y, LIN J. A local path planning method based on Q-learning [C]. 2021 International Conference on Signal Processing and Machine Learning (CONF-SPML), IEEE, 2021: 80-84.
- [5] 张庆, 刘旭, 彭力, 等. 融合 JPS 和改进 A\* 算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(11): 2233-2240.
- [6] 贺井然, 何广军, 于学生. 基于改进蜂群算法的无人机路径规划[J]. 火力与指挥控制, 2021, 46(10): 103-106.
- [7] 李艳生, 万勇, 张毅, 等. 基于人工蜂群-自适应遗传算法的仓储机器人路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 282-290.
- [8] LUO Q, WANG H B, ZHENG Y, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm [J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(6): 1555-1566.
- [9] 薛婷, 贝绍轶, 李波. 基于蚁群算法的智能小车路径规划[J]. 计算机仿真, 2021, 38(12): 362-366.
- [10] WANG M, ZHU C, WANG F, et al. Multi-factor of path planning based on an ant colony optimization algorithm[J]. Annals of GIS, 2020, 26(2): 101-112.
- [11] 江明, 王飞, 葛愿, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2): 113-121.
- [12] 袁福龙, 朱建平. 基于改进蚁群算法的移动机器人最优路径规划[J]. 现代制造工程, 2021(7): 38-47, 65.
- [13] 杨立炜, 付丽霞, 郭宁, 等. 多因素改进蚁群算法的路径规划[J/OL]. 计算机集成制造系统: 1-18 [2023-04-26]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.tp.20210723.1759.014.html>.
- [14] 徐菱, 付文浩, 江文辉, 等. 基于 16 方向 24 邻域改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1137-1146.
- [15] 刘加奇, 王泰华, 董征. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(5): 140-143.
- [16] 马小陆, 梅宏. 基于 JPS 策略的 ACS 移动机器人全局路径规划[J]. 机器人, 2020, 42(4): 494-502.
- [17] 张建光, 张方, 陈良港, 等. 基于改进 A\* 算法的自动引导车的路径规划[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(1): 123-128.
- [18] JIANG C J, SUN S F, LIU J L, et al. Global path planning of mobile robot based on improved JPS + algorithm [C]. 2020 Chinese Automation Congress (CAC), IEEE, 2020: 2387-2392.

### 作者简介

孙凌宇, 博士研究生导师, 教授, 主要研究方向为智能机器人。

E-mail: sunlyu78@126.com

王威(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为机器人感知与定位。

E-mail: 1844612098@qq.com

秦红亮, 硕士研究生, 主要研究方向为三维形貌重建。

E-mail: 1260167260@qq.com

刘文瀚, 硕士研究生, 主要研究方向为视觉与雷达融合的 SLAM。

E-mail: 3029195865@qq.com