

融合多策略改进的蚁群算法机器人路径规划研究

王健雄,包菊芳

安徽工业大学 管理科学与工程学院,安徽 马鞍山 243002

摘要:目的 在机器人路径规划中,传统蚁群算法收敛效果较差,弯曲次数较多,且根据蚂蚁经过路径的整体信息进行更新信息素,导致其忽略了路径中部分潜在的更优解;针对此问题,提出了一种融合多策略改进的蚁群算法。方法 首先采用双算子协同策略,在传统蚁群算法(Ant Colony System,ACS)基础上对蚂蚁转移概率计算公式进行改进,利用角度引导算子和弯曲抑制算子增加路径搜索的目的性和减少路径的弯曲次数;其次利用自适应信息素挥发系数策略调整信息素挥发系数,使算法更好地平衡收敛速度和搜索能力;最后为进一步提升算法性能,采用路径二次规划策略,对规划路径上的随机局部路径进行二次搜索,从而获得更好的复合路径。结果 通过在 20×20 和 30×30 大小的地图中对比不同算法得到的结果,融合多策略改进的蚁群算法所规划的路径长度较短,累计转角较小,迭代收敛效果较好。结论 融合多策略改进的蚁群算法在机器人路径规划方面具有良好的性能。

关键词:蚁群算法;路径规划;二次规划;转移概率;ACS 算法

中图分类号:TP242 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2026.0004.014

Study on Robot Path Planning Based on an Improved Ant Colony Algorithm with Multiple Strategies

WANG Jianxiong, BAO Jufang

School of Management Science and Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243002, Anhui, China

Abstract: Objective In robot path planning, the traditional ant colony algorithm is found to have poor convergence and produce excessive bends. Additionally, it updates pheromones based on the overall information of the paths traversed by ants, leading to the neglect of some potentially superior solutions within those paths. To address this issue, an improved ant colony algorithm integrating multiple strategies is proposed. **Methods** First, a dual-operator collaborative strategy was adopted. Based on the traditional ant colony system (ACS), the calculation formula for the ant transition probability was improved. The angle guidance operator and the bend suppression operator were used to increase the goal-directedness of path search and reduce the number of path bends. Second, the strategy of an adaptive pheromone evaporation coefficient was utilized to adjust the pheromone evaporation coefficient. This enabled the algorithm to better balance the convergence speed and the search ability. Finally, to further enhance the algorithm's performance, a secondary path planning strategy was employed. A secondary search was conducted on the random local paths of the planned path to obtain a better composite path. **Results** Comparison of different algorithms on 20×20 and 30×30 maps showed that the improved ant colony algorithm with multiple strategies produced paths with shorter length, smaller cumulative turning angle, and better iterative convergence. **Conclusion** The improved ant colony algorithm with multiple strategies has good performance in robot path planning.

Keywords: ant colony algorithm; path planning; secondary planning; transition probability; ACS algorithm

收稿日期:2024-04-16 修回日期:2024-07-21 文章编号:1672-058X(2026)04-0104-08

作者简介:王健雄(1997—),男,安徽芜湖人,硕士研究生,从事智能优化算法和路径规划研究。

通信作者:包菊芳(1965—),女,江苏常州人,硕士,教授,从事运营管理和路径规划研究。Email:2217931399@qq.com.

引用格式:王健雄,包菊芳.融合多策略改进的蚁群算法机器人路径规划研究[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2026,43(4):104-111.

Wang Jianxiong, Bao Jufang. Study on robot path planning based on an improved ant colony algorithm with multiple strategies[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2026, 43(4): 104-111.

机器人路径规划是当前受到广泛关注的研究领域,也是实现机器人控制和自主导航的关键基础^[1],对于提升机器人的智能水平至关重要。路径规划的目的是使机器人能够以最短时间、最短距离或其他特定目标到达目的地,并避免与障碍物碰撞。在路径规划领域,目前使用的算法包括蚁群算法^[2-4]、遗传算法^[5]、A*算法^[6]、粒子群算法^[7]、灰狼优化算法^[8]、细菌觅食算法^[9]、麻雀搜索算法^[10]等。其中蚁群算法在路径规划应用中是一种具有鲁棒性和并行性优势的模拟进化算法,但是传统蚁群算法仍旧存在容易陷入局部最优和路径转折次数较多等缺点。

国内外学者深入研究蚁群算法的状态转移规则、信息素更新方式等并且融合其他算法对蚁群算法进行改进。为了优化蚁群算法的搜索路径,文献[11]利用Toeplitz规律,建立初始信息素矩阵,使初始信息素矩阵沿起始点和终点连线向两侧呈现正态分布,增加了蚂蚁初期搜索的目的性;文献[12]根据节点到起点和终点形成的直线距离来初始化信息素,节点越靠近起点和终点,形成的直线初始信息素浓度越高。以上方法会减少蚂蚁搜索的盲目性,但是根据节点和起点与终点形成直线的距离来初始化信息素会减少蚂蚁的全局搜索能力,并非能够适应所有的地图。

文献[13]提出一种改进的启发函数,根据转弯次数、下一个点与起始点和目标点连线之间的欧式距离来计算启发函数,减少了机器人的转弯次数,提高了蚂蚁搜索的目的性;文献[14]通过引入当前节点与目标节点和下一步可选择节点构成的向量夹角,重新构造了蚂蚁转移概率。新的蚂蚁转移概率公式提高了算法的搜索效率,但未考虑路径的转弯次数。

文献[15]在标准蚁群算法中蚂蚁8方向8邻域搜索方式的基础上提出一种16方向24邻域的蚂蚁搜索方式,有效地扩大了蚂蚁搜索范围,有利于蚂蚁搜索到更优的路径;文献[16]提出一种蚂蚁通信机制,该通信机制受到自然界中蚂蚁触手接触的启发,当路径交叉时,以交叉点作为媒介,对不同的路径进行通信和合并,从而得到更优的复合路径;文献[17]利用折返蚂蚁进行正向和反向的搜索策略,并且正向搜索和反向搜索的转移策略不同,折返策略可以实现蚂蚁之间的优势互补效果,从而提高算法的收敛速度。在算法融合方面,文献[18]引入烟花算法中的爆炸算子优化蚁群算法产生的路径,增强了蚁群算法的搜寻效能;文献[19]利用A*算法生成的次优路径,对其经过的节点增加适当的信息素,通过A*算法对蚁群算法初始信息素进行不等分配。这种方法能够更有效地引导蚂蚁搜索路径,加快算法的收敛速度。

总结以上分析,针对蚁群算法规划路径长度较长,

收敛效果不好,路径累计转角较大等问题,本文提出了一种融合多策略改进的蚁群算法。首先,改进ACS算法的转移概率计算公式,在转移概率计算公式中引入角度引导算子和弯曲抑制算子,以增加算法的收敛速度和减少路径的转弯次数。其次,自适应信息素挥发系数策略可以根据迭代次数动态调整信息素挥发系数,从而增加算法的收敛性。二次规划策略能够选取每代最优路径的随机部分路径进行局部搜索,从而获得更好的复合路径,减少路径的长度。仿真结果表明:与传统及其他改进型蚁群算法相比,本研究所提出的融合多策略改进的蚁群算法更能有效避免陷入局部最优,加快收敛速度,并且可获得路径长度较短、路径累计转角较小的可行路径。

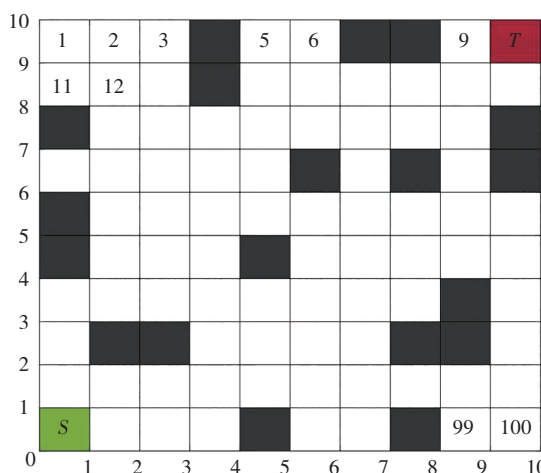
1 模型建立与算法设计

1.1 环境建模

栅格法指对存在着有限个障碍物的任意二维地形机器人活动场地,进行栅格的定义和场地的栅格划分,将机器人运动场地平均划分为多个小矩形栅格以保证机器人可以在其中自由移动^[20]。本文通过栅格法对工作区域地图进行建模,如图1所示。图1中黑色栅格表示障碍物,阻止机器人通行,起点和终点用S和T标记。建立一个以栅格地图左下角为坐标原点的直角坐标系,栅格从左到右、从上到下按行进行编号,起始编号为1,使每个网格具有唯一的编号。在M×N的栅格环境里,栅格编号*i*与其对应实际坐标(*x_i*,*y_i*)的转换公式如下:

$$\begin{cases} x_i = a \cdot (\text{mod}(i-1, N) + 0.5) \\ y_i = a \cdot (M + 0.5 - \text{ceil}(i/N)) \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中,*i*代表特定的栅格索引,*a*为栅格的尺寸,*M*和*N*分别为栅格地图的行数和列数,mod表示执行取余操作,ceil表示进行向上取整操作。



10	1	2	3		5	6			9	T
9	11	12								
8										
7										
6										
5										
4										
3										
2										
1	S								99	100
0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

图1 栅格地图

Fig.1 Grid map

此外,机器人在栅格地图中移动时,将机器人看作是一个质点,移动方式为 8 领域移动方式。如图 2 所示, R 标记了机器人目前的位置,机器人的下一移动可选节点至多为 8 个。

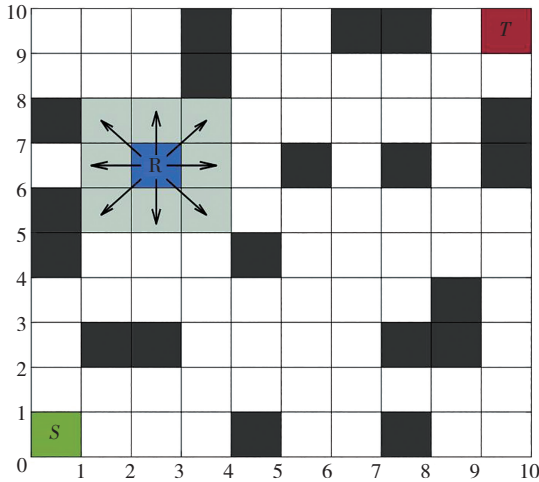


图 2 机器人的移动方式

Fig. 2 Robot movement modes

1.2 ACS 算法

蚁群系统 ACS 是由马小陆等^[21]在蚂蚁系统 (Ant System, AS) 的基础上改进而来的一种算法。在 ACS 算法中,蚂蚁采用伪随机比率选择规则选择下一个节点。这种节点选择规则为蚂蚁提供了探索新的路径和基于原先路径进行选择的平衡,公式如下:

$$j = \begin{cases} \operatorname{argmax}_{i \in \alpha_k} [\tau_{ij}(t)]^\alpha \times [\eta_{ij}(t)]^\beta & q \leq q_0 \\ S & q > q_0 \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中, α 为信息启发式因子; β 为期望启发式因子; α_k 是蚂蚁在节点 i 时下一步可以选择的节点集合, q_0 为可调参数,其数值为 $[0,1]$; q 是一个均匀分布在区间 $[0,1]$ 的随机数,当 $q \leq q_0$ 时,选择转移概率数值最大的节点为下一节点 j ; 当 $q > q_0$ 时,按照下面式(3)计算下一节点的转移概率,并采用轮盘赌方法选择下一节点 j 。

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta} & j \in \alpha_k \\ 0 & j \notin \alpha_k \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中, $\tau_{ij}(t)$ 为路径节点 i 到节点 j 上的信息素强度; $\eta_{ij}(t)$ 为路径节点 i 到节点 j 上的启发值,数值为下一节点到终点的欧式距离的倒数。ACS 算法中信息素更新分为局部信息素更新和全局信息素更新。每当蚂蚁由当前节点移动到下一节点时,进行局部信息素更新。在所有蚂蚁完成路径搜索并每轮迭代结束时,对历史上的最优路径执行全局信息素的更新。

对局部和全局信息素的更新规则作如下说明:

(1) 局部信息素更新方式。在蚂蚁选择节点过程中,当蚂蚁从当前节点 i 移动到下一节点 j 后,立刻对

弧 (i,j) 进行信息素的更新。公式如下:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\xi) \cdot \tau_{ij}(t) + \xi \cdot \tau_0 \quad (4)$$

其中, ξ 为局部信息素挥发系数, $\xi \in (0,1)$; τ_0 为各路径上的初始信息素浓度。

(2) 全局信息素更新方式。在每轮迭代结束,所有蚂蚁完成了路径搜索之后,进行历史最优路径的全局信息素更新。公式如下:

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \rho \cdot \Delta\tau_{ij} \quad (5)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{1}{L_{\text{Best}}} & \text{如果弧度}(i,j) \in \text{历史最优路径} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中, ρ 为全局信息素挥发系数, $\rho \in (0,1)$; $\Delta\tau_{ij}^k$ 为蚂蚁 k 在路径 i 到 j 上留下的信息素数量; L_{Best} 为历史最优路径长度。

1.3 改进蚁群算法

1.3.1 双算子协同策略

双算子协同是指角度引导算子和弯曲抑制算子共同确定蚂蚁转移概率。角度引导算子是指将角度信息引入到蚂蚁转移概率中,弯曲抑制算子将转弯次数加入蚂蚁转移概率中。在蚂蚁选择下一路径节点时,如果仅仅将角度信息引入到蚂蚁转移概率中,虽然会给蚂蚁在选择节点时进行方向的指导,提高算法的收敛速度,但是会增加弯曲次数的可能性。

如图 3、图 4 所示, P 节点和 P_1 节点与 P 节点和目标点 T 形成的夹角 θ_1 大于 P 节点和 P_2 节点与 P 节点和目标点 T 形成的夹角 θ_2 ,二条线路长度一致,但由于角度参数的作用,当机器人处于 P 节点时,往往会选择 P_2 节点。但是实际上 P_1 节点是更佳的选择,绿色圆圈内绿色虚线路径只转折了一次,而黑色实线转折了 3 次,累计转弯角度也更大,这不利于机器人的路径行走。

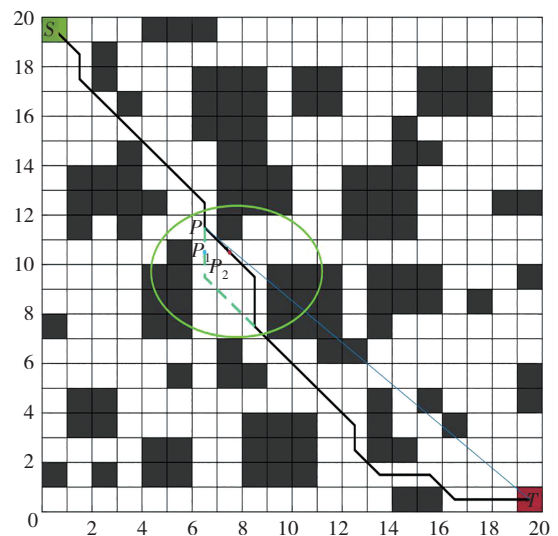


图 3 更优累计转角路径示意图

Fig. 3 Schematic diagram of a path with better cumulative turning angle

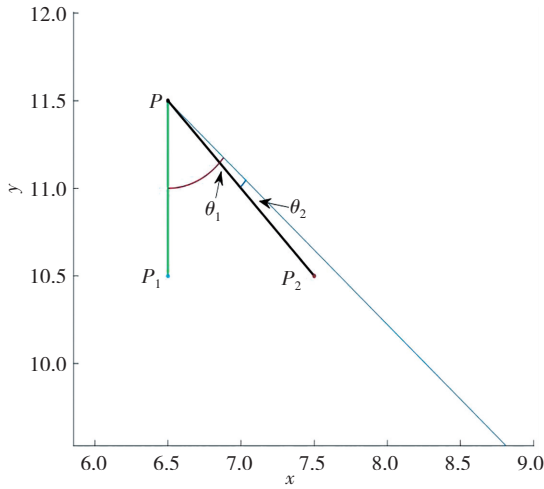


图4 角度放大示意图

Fig. 4 Magnified schematic diagram of angles

为解决这种状况,本文在蚂蚁转移概率公式中同时加入弯曲抑制算子,进行双算子协同,在角度引导算子给予蚂蚁路径选择方向指导的同时,平衡其弯曲的次数,以减少路径的弯曲次数和路径的累积转角。引入双算子协同策略的蚂蚁转移概率计算公式如下:

$$y = \varphi \cdot e^{\cos\theta} + \psi \cdot e^{-C_{\text{turn}}} \quad (7)$$

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta \cdot y}{\sum_{s \in \alpha_k} [\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta \cdot y} & j \in \alpha_k \\ 0 & j \notin \alpha_k \end{cases} \quad (8)$$

其中, θ 为当前节点 i 和目标节点 T 与当前节点 i 和下一步可选择节点 j 构成的夹角; C_{turn} 表示上一个节点 $i-1$ 到下一可选择节点 j 之间的转弯次数,为 0 或者 1; φ 为角度引导系数, ψ 为弯曲抑制系数, $\varphi + \psi = 1$ 。 φ 和 ψ 的数值大小根据地图大小确定,本文 φ 和 ψ 的值取 0.7 和 0.3。

1.3.2 自适应信息素挥发系数策略

在经典蚁群算法里,信息素的挥发率一般设为恒定值。信息素挥发系数数值的选择对蚁群算法的性能至关重要。当蚁群算法中的信息素挥发系数过大或过小时,都会对算法产生负面影响。如果信息素挥发系数数值过小,路径上的信息素容易积累从而限制蚁群对新路径的探索,算法可能会陷入局部最优解;而当信息素挥发系数数值较大时,路径上的信息素会迅速减少,从而导致算法的搜索能力降低(图5)。本文提出一种自适应信息素挥发系数策略,全局信息素挥发系数 ρ 和局部信息素挥发系数 ξ 的数值根据以下公式自适应调整:

$$f(k) = \frac{1}{2 + e^{(0.5 - k_{\max}/(10 * k))}} - 0.2 \quad (9)$$

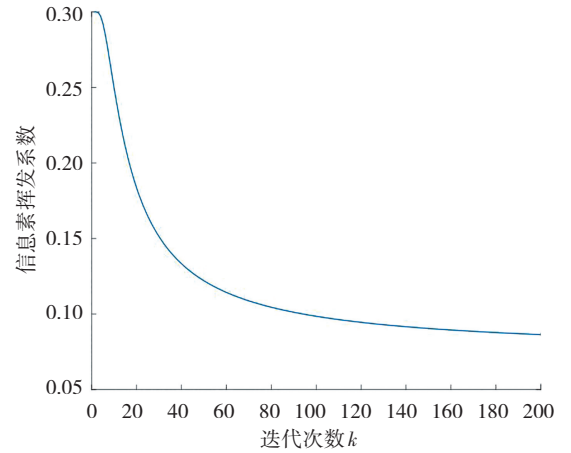


图5 信息素挥发系数随迭代次数变化趋势图

Fig. 5 Trend of pheromone evaporation coefficient with respect to the number of iterations

式(9)中, $k_{\max}$ 表示最大迭代次数, k 表示当前迭代次数。通过自适应信息素挥发系数策略,信息素挥发系数随着算法搜索迭代的进行而不断减小。在算法的初期阶段,设置较高的信息素挥发系数可以提升其全局搜索效能;随着搜索进入后期,逐渐降低信息素挥发系数有助于提高算法的收敛速度。

1.3.3 路径二次规划策略

在传统蚁群算法中,信息素的更新依赖于路径的总长度,虽然拥有较好的全局搜索能力,但是由于采用蚂蚁经过路径的整体信息进行更新信息素,往往削弱其局部搜索功能,使路径中的部分路径仍有更优的可能性。图6黑色粗线表示起点为 S , 终点为 T , ACS 算法经过 200 次迭代得到的最短路径。绿色虚线为表示起点为 P , 终点为 T , ACS 算法经过 200 次迭代得到的最短路径。图6绿色虚线这条路径为由 S 点到 T 点,算法最终没有搜索到但更好的局部路径。

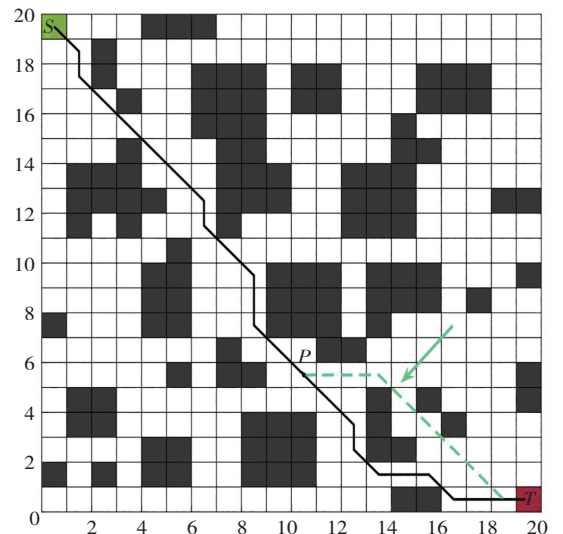


图6 局部路径更优例子

Fig. 6 Example of a better local path

将原本较大的地图分割为较小的地图重新进行搜索,蚂蚁往往能够搜索到更好的局部最优解,从而对路径进行优化。为解决蚁群算法根据路径总长度更新信息素带来的问题,本文提出一种蚁群算法的路径二次规划策略,即缩小地图搜索范围,选取路径的部分节点路径进行再次搜索,将搜索得到的路径和选取的部分节点路径进行对比,探索路径是否有更好的可能性。局部搜索伪代码形式如表 1 所示。

表 1 路径二次规划伪代码

Table 1 Pseudocode for secondary path planning

Algorithm1
Input: 第 k 轮迭代的最优路径 $L = \{p_1, p_2, \dots, p_{n-2}, p_{n-1}, p_n\}$, 地图的边长 N 。
Output: 进行局部搜索优化后的路径 R 。
随机选取长度为 $N/2$ 长度的局部路径 $L_1 = \{p_i, p_{i+1}, \dots, p_{i+N/2}\}$, 计算其长度 $r1$;
起点 $s = p_i$, 终点 $t = p_{i+N/2}$ 。利用本文蚁群改进算法进行二次搜索得到最优路径 $L_1 = \{s_1, s_2, \dots, s_t\}$, 计算其长度 $r2$;
If $r2 < r1$
$R = \{p_1, p_2, \dots, s_1, s_2, \dots, s_t, p_{i+N/2+1}, \dots, p_n\}$
Else
$R = \{p_1, p_2, \dots, p_{n-2}, p_{n-1}, p_n\}$
End if
输出局部搜索优化后的路径 R 。

综合考虑算法的运行时间和搜索效率,在 $k \leq 9$ 时,对每一轮的最优路径进行路径二次规划策略,路径二次规划搜索时的迭代次数为 20。优化后路径的作为全局信息素更新的依据。

1.3.4 算法步骤

本文用于解决机器人路径规划问题的融合多策略改进的蚁群算法,其伪代码形式如表 2 所示。

表 2 融合多策略改进蚁群算法伪代码

Table 2 Pseudocode for an improved ant colony algorithm with multiple strategies

Algorithm2
开始: 起点为 S , 终点为 T 。
算法参数初始化: $\tau_0, \alpha, \beta, M_{\max}, k_{\max}$ 等;
for $k = 1$ to $k_{\max}$
利用式(9)自适应调整信息素挥发系数
for $m = 1$ to $M_{\max}$
While 蚂蚁存在可选节点且没到终点
式(2)和概率转移式(3)按照随机选择下一个节点 j ;
利用式(4)进行局部信息素更新;
If 蚂蚁到达终点
记录 m 只蚂蚁的路径节点并计算的路径长度;

续表(表2)

Algorithm2
End if
If $M_{\max}$ 只蚂蚁都已经完成路径搜索
If $k \leq 9$
利用算法 1 优化本轮迭代最优路径;
End if
利用式(5)、式(6)进行全局更新信息素;
End if
End while
End for
End for
输出结果

2 仿真实验与结果分析

2.1 双算子协同策略的有效性分析

为了检验双算子协同策略的有效性,在 20×20 地图中且其余参数相同的情况下做了二组对比试验。将加入双算子协同策略的本文改进蚁群算法和未加入双算子协同策略的本文改进蚁群算法进行对比试验,实验次数为 30 次。测试实验的地图模型如图 7 所示,实验结果如表 3 所示。

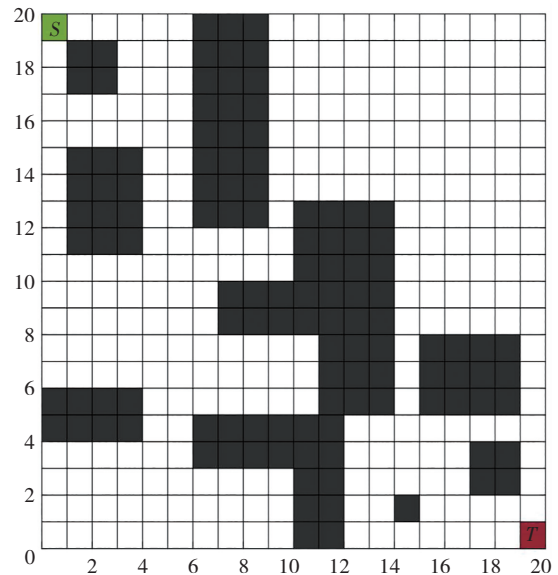


图 7 地图模型

Fig. 7 Map model

表 3 改进转移概率和未改进转移概率实验结果

Table 3 Experimental results with and without the dual-operator collaborative strategy

本文算法	最低路径 长度	平均路径 长度	平均收敛 次数
加入双算子协同	34.38	34.40	13.13
未加入双算子协同	34.38	34.65	15.03

未加入双算子协同的本文算法平均路径长度为 34.65,平均收敛次数为 15.03。而加入双算子协同的本文算法平均路径长度为 34.40,平均收敛次数为 13.13。在 30 次实验中,虽然未加入双算子协同的改进蚁群算法和加入双算子协同的改进蚁群算法都能够搜索到相同长度的最短路径,但是引入双算子协同的蚂蚁转移概率公式使算法有了更强的搜索能力,算法搜索路径的平均长度和算法的平均收敛次数都较小,证明了角度引导算子和弯曲抑制算子的有效性。

2.2 融合多策略改进的蚁群算法性能仿真实验

为了检验多策略改进的蚁群算法在机器人路径规划中的效果和优势,本文在 Matlab2022b 环境下,分别在 20×20 和 30×30 的栅格地图中对传统 ACS 算法和融合多策略改进的蚁群算法在公共参数相同的情况下进行 30 次路径规划仿真试验,并与文献[22]的算法进行比较。路径规划采用尺寸大小为 20×20 与 30×30 的栅格地图为评价算法性能的有效方式,而多种复杂度的地图矩阵可进一步用于验证所考察算法的广泛适应性。为保证对比实验的有效性,本文选取的地图与文献[22]一致。若算法在前 100 次迭代中完成收敛,则收敛迭代曲线图只显示前 100 次迭代结果。算法各参数设定如下:初始信息素浓度 $\tau_0 = 0.003$,蚂蚁数量 $M_{\max} = 50$,最大迭代次数 $k_{\max} = 200$,信息启发式因子 $\alpha = 1$,期望启发式因子 $\beta = 2$,选择阈值 $q_0 = 0.8$ 。

2.2.1 20×20 栅格地图仿真环境

首先选择 20×20 栅格地图进行仿真实验。仿真结果如图 8、图 9 所示。本文算法与 ACS 算法以及其他算法的对比数据图如表 4 所示。

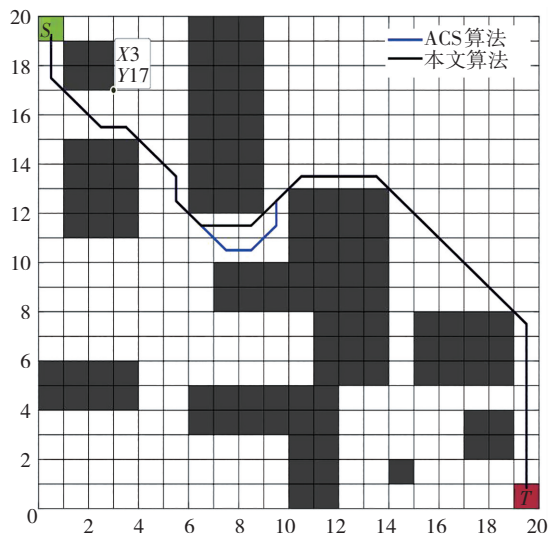


图 8 20×20 环境下规划的最优路径

Fig. 8 Optimal paths generated by ACS and the proposed algorithm (20×20)

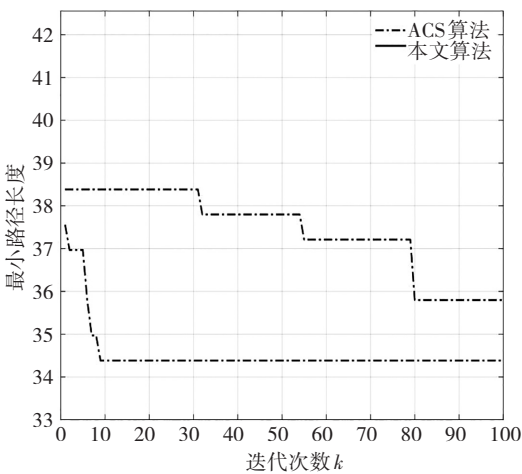


图 9 20×20 环境下的收敛迭代曲线

Fig. 9 Convergence curves of ACS and the proposed algorithm (20×20)

表 4 不同算法的对比 (20×20 环境下)

Table 4 Comparison of path planning results of different algorithms (20×20)

算 法	最低路径 长度	平均路径 长度	平均路径 累计转角 /(°)	平均收敛 次数
传统 ACS	35.21	35.74	531	80.13
文献[22]	34.38	34.45	450	37.5
本文	34.38	34.40	453	13.13

引入双算子协同的蚂蚁转移概率公式可以提高本文算法的收敛速度和降低路径的累积转弯角度,调整信息素挥发系数的自适应方法有助于更有效地平衡算法的搜索效率与收敛速度,路径二次规划策略能够很好地对迭代中的最优路径进行优化,从而搜索到距离更短的路径。从图 8 和图 9 可以看出:本文算法规划的路径长度低于 ACS 算法规划路径的长度,本文算法的迭代收敛速度优于 ACS 算法。相比于传统 ACS 算法,本文算法性能有较大提升。从表 4 中可以看出:本文算法规划的平均路径长度为 34.40,本文算法的平均收敛次数为 13.13,本文算法规划的平均路径累计角度为 453°。虽然平均路径累计角度比文献[22]的 450°大一点,但是本文在平均路径长度和平均收敛次数方面都具有明显优势。这些均验证了本文算法的可行性与优越性。

2.2.2 30×30 栅格地图仿真环境

选择 30×30 栅格地图进行仿真实验。仿真结果如图 10、图 11 所示。本文算法与 ACS 算法以及文献[22]算法的对比数据如表 5 所示。

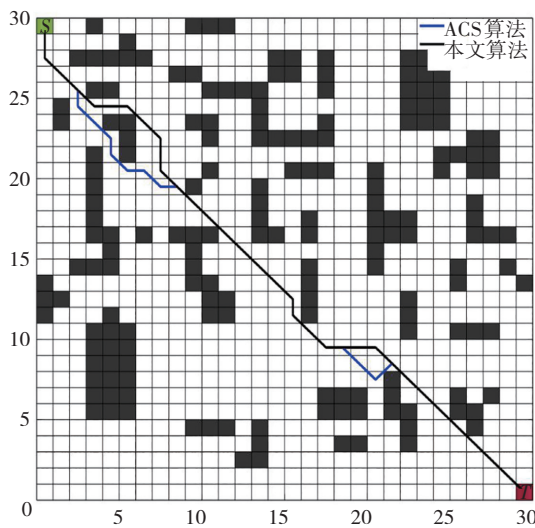


图 10 30×30 环境下的规划的最优路径

Fig. 10 Optimal paths generated by ACS and the proposed algorithm (30×30)

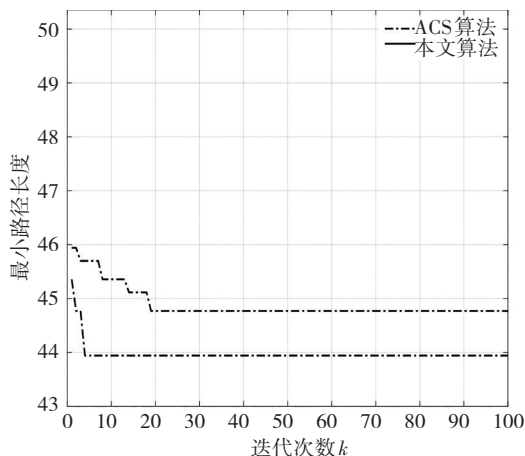


图 11 30×30 环境下的收敛迭代曲线

Fig. 11 Convergence curves of ACS and the proposed algorithm (30×30)

表 5 不同算法的对比

Table 5 Comparison of path planning results of different algorithms

算 法	最低路径 长度	平均路径 长度	平均路径 累计转角 /(°)	平均收敛 速度
传统 ACS	43.94	44.42	621	36.33
文献[22]	43.94	43.99	585	55
本文	43.94	43.97	510	6.43

当栅格地图仿真环境更加复杂时,本文算法的平均路径长度为 43.97,平均收敛次数为 6.43,平均路径累计转角为 510°,在所有对比算法中效果最好。本文算法在复杂地图中仍有良好的表现,再次验证了本文算法的可行性与优越性。

2.3 结果分析

综合分析以上实验,融合多策略改进的蚁群算法能够有效地规划出机器人路径。表 3 说明了本文双算子协同策略的有效性,能够给予蚂蚁方向的同时减少蚂蚁的转弯次数。此外,在不同复杂程度的环境中,融合多策略改进的蚁群算法与其他算法相比,融合多策略改进的蚁群算法的收敛性较好,所规划的机器人路径长度和累积转弯角度较低,这些表明融合多策略改进的蚁群算法的可行性和优越性。

3 结 论

本文提出了一种融合多策略改进的蚁群算法,用来处理机器人的路径规划问题。首先本文定义了双算子协同的蚂蚁转移概率计算公式,在转移概率计算公式中引入角度引导算子和弯曲抑制算子,以增加算法的迭代收敛速度和减少路径的累积转弯角度。同时采用自适应信息素挥发系数策略来可以更有效地调节算法的收敛速度与探索性能之间的平衡。采取路径二次规划策略,路径二次规划策略能够对路径进行局部搜索,从而对路径进行优化,使本文算法规划的路径长度较小。通过不同大小的栅格地图进行仿真实验,证明了本文算法在机器人路径规划方面具有良好的性能。本文为单个机器人的路径规划算法,未来可以考虑多个机器人的路径规划。

参考文献(References):

- [1] Miao C, Chen G, Yan C, et al. Path planning optimization of indoor mobile robot based on adaptive ant colony algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 156: 107230.
- [2] Liu C, Wu L, Xiao W, et al. An improved heuristic mechanism ant colony optimization algorithm for solving path planning[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 271: 110540.
- [3] 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.
- [4] Cui J, Wu L, Huang X, et al. Multi-strategy adaptable ant colony optimization algorithm and its application in robot path planning[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 288: 111459.
- [5] Sarkar R, Barman D, Chowdhury N. Domain knowledge based genetic algorithms for mobile robot path planning having single and multiple targets[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2022, 34(7): 4269-4283.
- [6] Li C, Huang X, Ding J, et al. Global path planning based on a bidirectional alternating search A* algorithm for mobile

- robots[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 168: 108123.
- [7] Song B, Wang Z, Zou L. An improved PSO algorithm for smooth path planning of mobile robots using continuous high-degree Bezier curve[J]. Applied Soft Computing, 2021, 100: 106960.
- [8] Tang H, Sun W, Lin A, et al. A GWO-based multi-robot cooperation method for target searching in unknown environments[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 186: 115795.
- [9] 梁晓丹, 蔺娜, 陈瀚宁. 基于细菌觅食行为的移动机器人动态路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(6): 1316-1324.
Liang Xiaodan, Lin Na, Chen Hanning. Mobile robot dynamic path planning based on bacterial foraging behavior[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(6): 1316-1324.
- [10] 戈一航, 杨光永, 于元杰, 等. 基于改进麻雀搜索算法的移动机器人路径规划[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(7): 132-135.
Ge Yihang, Yang Guangyong, Yu Yuanjie, et al. Mobile robot path planning based on improved SSA[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2023, 42(7): 132-135.
- [11] 马铭希, 吴军, 岳龙飞, 等. 基于改进人工鱼群优化的蚁群算法无人机自主航路规划[J]. 兵器装备工程学报, 2022, 43(3): 257-265.
Ma Mingxi, Wu Jun, Yue Longfei, et al. Autonomous route planning of UAV based on IAFSA-ACO[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2022, 43(3): 257-265.
- [12] 马康康, 王雷, 李东东, 等. 基于信息素差异分布策略的路径规划蚁群改进算法[J]. 南京航空航天大学学报, 2023, 55(1): 100-107.
Ma Kangkang, Wang Lei, Li Dongdong, et al. An improved ant colony algorithm for path planning based on pheromone differential distribution strategy[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2023, 55(1): 100-107.
- [13] Wu L, Huang X, Cui J, et al. Modified adaptive ant colony optimization algorithm and its application for solving path planning of mobile robot[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 215: 119410.
- [14] 赵增旭, 刘向阳, 任彬. 基于方向指引的蚁群算法机器人路径规划[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(3): 786-788, 793.
Zhao Zengxu, Liu Xiangyang, Ren Bin. Ant colony algorithm for robot path planning based on direction guidance[J]. Application Research of Computers, 2023, 40(3): 786-788, 793.
- [15] 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.
- Xu Ling, Fu Wenhao, Jiang Wenhui, et al. Mobile robots path planning based on 16-directions 24-neighborhoods improved ant colony algorithm[J]. Control and Decision, 2021, 36(5): 1137-1146.
- [16] Hou W, Xiong Z, Wang C, et al. Enhanced ant colony algorithm with communication mechanism for mobile robot path planning[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2022, 148: 103949.
- [17] 康冰, 王曦辉, 刘富. 基于改进蚁群算法的搜索机器人路径规划[J]. 吉林大学学报(工学版), 2014, 44(4): 1062-1068.
Kang Bing, Wang Xihui, Liu Fu. Path planning of searching robot based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2014, 44(4): 1062-1068.
- [18] 梁江涛, 王慧琴. 基于改进蚁群算法的建筑火灾疏散路径规划研究[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(5): 1044-1053.
Liang Jiangtao, Wang Huiqin. Study on building fire evacuation path planning based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(5): 1044-1053.
- [19] Zhang D, Luo R, Yin Y B, et al. Multi-objective path planning for mobile robot in nuclear accident environment based on improved ant colony optimization with modified A^* [J]. Nuclear Engineering and Technology, 2023, 55(5): 1838-1854.
- [20] 于红斌, 李孝安. 基于栅格法的机器人快速路径规划[J]. 微电子学与计算机, 2005, 22(6): 98-100.
Yu Hongbin, Li Xiaolan. Fast path planning based on grid model of robot[J]. Microelectronics & Computer, 2005, 22(6): 98-100.
- [21] 马小陆, 梅宏, 龚瑞, 等. 基于改进ACS算法的移动机器人路径规划研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2021, 48(12): 79-88.
Ma Xiaolu, Mei Hong, Gong Rui, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ACS algorithm[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2021, 48(12): 79-88.
- [22] 申铨京, 施英杰, 黄永平, 等. 基于双向蚁群算法的路径规划研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2023, 44(5): 865-875.
Shen Xuanjing, Shi Yingjie, Huang Yongping, et al. Path planning optimization using the bidirectional ant colony algorithm[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2023, 44(5): 865-875.

责任编辑:代小红