

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2024.06.012

基于改进蚁群算法的AGV路径规划研究

罗子灿^{1,2}, 何广^{1,2}, 周倩文^{1,2}

(1. 湖南工业大学 商学院, 湖南 株洲 412007; 2. 湖南省包装经济研究基地, 湖南 株洲 412007)

摘要: 针对蚁群算法的不足, 以提高算法收敛速度和减少路径拐点数量为目标, 提出了改进方法: 首先设计转角启发函数和改进距离启发函数, 增强目标节点对寻路蚂蚁的指向性, 并减少路径不必要的转角; 其次在概率转移公式基础上增加自适应动态变量, 增大算法前期搜索空间, 提高算法后期的收敛速度; 最后对不同蚂蚁进行分区奖惩, 扩大信息素的启发作用。实验结果表明, 在两种不同复杂程度环境下, 与传统蚁群算法相比, 路径转角数量分别减少了58.8%和38.1%, 效率提高了90%, 并且计算效率不易受环境复杂度的影响, 验证了算法的优越性。

关键词: 蚁群算法; 移动机器人; 路径规划; 栅格地图; AGV

中图分类号: TP242; TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-9833(2024)06-0086-07

引用格式: 罗子灿, 何广, 周倩文. 基于改进蚁群算法的AGV路径规划研究[J]. 湖南工业大学学报, 2024, 38(6): 86-92.

Research on AGV Path Planning Based on an Improved Ant Colony

LUO Zican^{1,2}, HE Guang^{1,2}, ZHOU Qianwen^{1,2}

(1. College of Business, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China;

2. Hunan Province Packaging Economy Research Base, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: In view of the shortcomings of ant colony algorithm, an improvement method has thus been proposed aiming at an improvement of the convergence speed of the algorithm and reducing the number of path turning points. Firstly, with a corner heuristic function is designed, the distance heuristic function is improved for an enhancement of the directionality of the target node towards the path finding ants, with unnecessary corner turns in the path reduced. Adding adaptive dynamic variables on the basis of probability transfer formula helps to increase the search space in the early stage of the algorithm, thus improving its convergence speed in the later stage. Finally, partition rewards and punishments are applied to different ants so as to expand the inspiration of pheromones. The experiment shows that under the two different complexity environments, compared with traditional ant colony algorithms, the number of path turns is reduced by 58.8% and 38.1%, respectively, with the efficiency improved by 90%. Moreover, the computational efficiency is not easily affected by environmental complexity, thus verifying the superiority of the algorithm.

Keywords: ant colony; mobile robot; path planning; grid map; AGV

收稿日期: 2023-07-09

基金项目: 湖南省社会科学基地基金资助项目(23JD035); 湖南工业大学商学院“跨境电商”专项研究基金资助项目(2023KJDS14)

作者简介: 罗子灿, 男, 湖南工业大学教师, 博士, 主要研究方向为运营管理和营销管理, E-mail: 772358933@qq.com

1 研究背景

自动导引车 (automated guided vehicle, AGV) 是一种无人驾驶的运输车辆, 因其具有自动化程度高, 系统运行稳定、可靠、灵活等特点而被广泛应用于仓储物流领域, 相比于传统仓储物流运输, 节省了较大的人力成本、提高了工作效率。因此, 如何高效规划 AGV 路径已成为一个重要的研究课题。

路径规划是指移动机器人从起点开始规划出一条到终点的最佳移动路径, 且有能力避开环境中存在的障碍物, 不与其发生碰撞, 防止危险发生^[1]。对于 AGV 路径规划问题, 国内外学者做了大量的研究, 形成了较多的成熟规划方法, 其中智能路径规划方法包括遗传算法^[2]、模拟退火算法^[3]、粒子群算法^[4]和蚁群算法^[5]等。蚁群算法 (ant colony optimization, ACO) 是一种具有强鲁棒性和正反馈的蚁群智能改进算法。蚁群算法最初应用于解决 TSP 问题, 后被应用于其它组合优化问题, 如指派问题、车辆路由问题等, 但在求解路径时存在搜索效率低、参数较多、易出现算法停滞和陷入局部最优解等缺点^[5]。许多学者针对这些问题进行了改进, 朱颢东等^[6]基于狼群法则对信息素进行更新, 按路径长短把蚂蚁区分为最优蚂蚁和最差蚂蚁, 分别进行信息素奖惩, 有效使算法跳出局部最优, 但是计算量加大了, 且收敛速度减慢。任红格等^[7]对搜索策略和信息素更新策略进行了改进, 尽管事先对 U 型障碍物进行改进处理, 避免陷入死锁, 但是其基于时空交互的信息素更新策略, 使得算法前期搜索的盲目性增大, 收敛速度降低。翟志波等^[8]在改进信息素更新策略时, 引入拉普拉斯分布动态调整信息素挥发系数在不同迭代次数时的值, 在迭代前期扩大了蚂蚁搜索范围, 在迭代后期加快了收敛速度, 但由拉普拉斯分布的特点可知, 算法在迭代前期的一段时间内仍是盲目搜索的, 增加了运行时间。张天瑞等^[9]结合遗传算法的交叉操作对路径进行了二次改进, 避免陷入局部最优, 但若是某次迭代后到达终点的路径过少, 其交叉操作依然难以跳出局部最优。张志军等^[10]在正式迭代之前引入辅助蚁群, 根据搜索结果进行信息素初始化, 使路径搜索更具有针对性, 但是该方法使算法陷入局部最优解。

针对传统蚁群算法的不足, 本文提出一种改进的蚁群算法。首先通过对节点选择概率公式进行改进、同时引入转角启发函数, 并且加入一种适应性的伪随机转移策略, 增加算法在迭代前期的路径选择多样性; 其次制定新的信息素更新策略, 对一定比例的蚂蚁进行二次更新, 增加信息素的启发作用, 防止陷入

局部最优。

2 环境建模

为精确刻画 AGV 路径规划过程, 需要对其运动环境进行建模。常见的环境建模方法有可视图法、切线图法、拓朴法、栅格法等。本文选用栅格法进行环境建模。将 AGV 运动环境抽象为由 $M \times N$ 个栅格单元组成的二维平面地图。将栅格环境从左至右、从上至下进行编号以表示每个栅格的序号 S :

$$\begin{cases} X = \text{mod}(S-1, N) + 0.5, \\ Y = M + 0.5 - \text{ceil}\left(\frac{S}{M}\right). \end{cases} \quad (1)$$

以图 1 的 5×5 栅格环境为例, 其中白色栅格表示可行栅格, 黑色栅格表示有障碍物, 为不可行栅格。

5	1	2	3	4	5
4	6	7	8	9	10
3	11	12	13	14	15
2	16	17	18	19	20
1	21	22	23	24	25
	1	2	3	4	5

图 1 栅格与编号关系图

Fig. 1 Grid and numbering relationship diagram

3 传统蚁群算法

蚂蚁在行走过程中会在路径上留下信息素, 蚂蚁凭借信息素进行信息交流。一般而言, 蚂蚁从起点到达终点所花时间越短, 说明其所走的路径长度也越短, 该路径所积累的信息素越多, 在正反馈机制下, 蚂蚁选择该路径的概率也越大。传统蚁群算法步骤如下。

3.1 移动概率公式

蚂蚁在选择向下一节点移动时, 会依据不同路径信息素浓度及路径启发函数来选择下一节点, 移动的概率公式为

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t)\eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in A} \tau_{is}^\alpha(t)\eta_{is}^\beta(t)}, & j \in A, \\ 0, & j \in \text{其它}. \end{cases} \quad (2)$$

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}, \quad (3)$$

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}. \quad (4)$$

式(2)~(4)中: α 为信息素因子;

β 为启发函数因子;

P_{ij}^k 为第 k 只蚂蚁在节点 i 选择节点 j 的概率;

$\tau_{ij}(t)$ 为 t 时刻节点 i 到 j 的信息素浓度;

A 为该蚂蚁下一可选节点的集合;

$\eta_{ij}(t)$ 为距离启发函数;

x 、 y 分别为对应蚂蚁在地图中的横、纵坐标。

3.2 信息素更新

蚂蚁会在行走路径留下信息素, 并且信息素会随着时间挥发, 当完成一次迭代后进行全局信息素的更新, 更新方式为

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

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^M \Delta\tau_{ij}^k, \quad (6)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/L_k, & \text{蚂蚁经过 } ij; \\ 0, & \text{蚂蚁不经过 } ij. \end{cases} \quad (7)$$

式(5)~(7)中: ρ 为信息素挥发系数;

$\Delta\tau_{ij}$ 表示两节点上蚂蚁释放信息素的和;

$\Delta\tau_{ij}^k$ 为两节点上信息素增量;

L_k 为蚂蚁 k 经过路径长度;

Q 为常数, 表示信息素强度初值。

4 改进蚁群算法

传统蚁群算法的不足之处也是显而易见的: 如每条路径的信息素初值相同, 蚂蚁选择下一个节点时倾向于随机选择, 因此在算法前期无法发挥正反馈的作用, 导致算法收敛速度较慢; 同时算法中的启发函数仅仅考虑了当前节点与下一节点的距离, 从全局角度看, 启发性不强, 且易陷入局部最优。针对原算法的缺陷进行改进是达到最短路径规划目的的必要手段, 改进算法主要从结构改进、参数选取与改进、信息素初始化与更新规则等方面提高算法的改进能力^[11]。本文从以下方面对蚁群算法提出合理的改进策略:

4.1 引入转角启发函数

传统蚁群算法存在转角过大、次数多的问题, 增加了路径长度, 在实际环境中可能导致所运货物甩落, 造成不必要的损失。因此本文针对这一问题引入转角启发函数, 示意图如图2, 图2中 θ_1 、 θ_2 、 θ_3 表示当前节点向3个可选节点移动时, 对应路径与前一段路径形成的转角。

$$\omega_{ij} = \theta/\pi. \quad (8)$$

式中 θ 为蚂蚁选择下一节点时的转角, 夹角越大表示AGV转角的角越小, AGV更趋向于选择该路径。

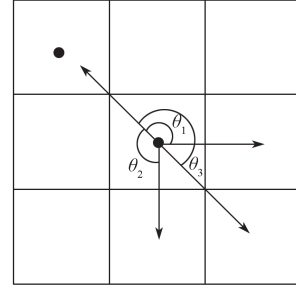


图2 转角方向示意图

Fig. 2 Schematic diagram of corner direction

4.2 改进距离启发函数

传统蚁群算法以当前节点到待选节点的距离的倒数作为唯一的启发因子, 从全局的角度来看, 这仅仅考虑了全部路径的一小段, 目标节点的启发性不强, 蚂蚁在选择移动节点时, 还应考虑与目标节点的距离。因此, 为增加目标节点的启发性, 引导蚂蚁向目标节点方向移动, 减少算法陷入局部最优的概率, 本文对原距离启发函数进行改进, 公式如下:

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij} + d_{jd}}, \quad (9)$$

$$d_{jd} = \sqrt{(x_i - x_{jd})^2 + (y_i - y_{jd})^2}. \quad (10)$$

式(9)~(10)中: d_{jd} 为节点 j 与目标点的欧式距离;

x_{jd} 、 y_{jd} 分别为终点的横、纵坐标。

4.3 改进转移概率

传统蚁群算法采用轮盘赌的方式选择下一节点, 很容易造成蚂蚁较快集中在一条路径上, 但该路径并不是全局最优的情况。本研究设定一种新的转移概率公式:

$$j = \begin{cases} j_1, & q > q_0; \\ j_2, & q \leq q_0. \end{cases} \quad (11)$$

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t)\eta_{ij}^\beta(t)\omega_{ij}}{\sum_{s \in A} \tau_{is}^\alpha(t)\eta_{is}^\beta(t)\omega_{is}}, & j \in A; \\ 0, & j \in \text{其它}. \end{cases} \quad (12)$$

式(11)~(12)中: j_1 为随机选择的下一节点;

j_2 为采用式(12)选择的下一节点;

q 为取自集合(0, 1)的随机数;

$q_0 = N/(N+1)$ 为自适应的动态变量, 其中, N 为当前迭代次数, 使得算法在迭代初期不易受到信息素的影响, 而是随机地选择路径, 增加了搜索空间; 随着迭代次数的增加, 信息素的影响程度增大, 加快了收敛速度。

4.4 改进信息素更新机制

传统蚁群算法中是在完成一次迭代后进行全局信息素更新, 由于较长的路径可以确定为非最优路径, 对这部分的路径更新信息素会增大寻找最优解的难度, 影响收敛速度。因此本文对部分优秀蚂蚁进行信息素奖励, 扩大信息素的启发作用, 通过增大信息素差异来快速知道最优解:

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} + \frac{Q}{L_g}, & k_{\text{rank}} \leq Z; \\ \frac{Q}{L_k}, & k_{\text{rank}} > Z; \\ 0, & \text{其它。} \end{cases} \quad (13)$$

$$Z = \mu M. \quad (14)$$

式 (13) ~ (14) 中: L_g 为该次迭代的最优路径长度;
 k_{rank} 为排序后第 k 只蚂蚁序号;
 Z 为需进行信息素二次更新的蚂蚁数量;
 μ 为进行信息素二次更新的蚂蚁比例, 取值为 (0, 1)。

4.5 实现步骤

综上所述, 本文改进蚁群算法流程如图 3 所示。

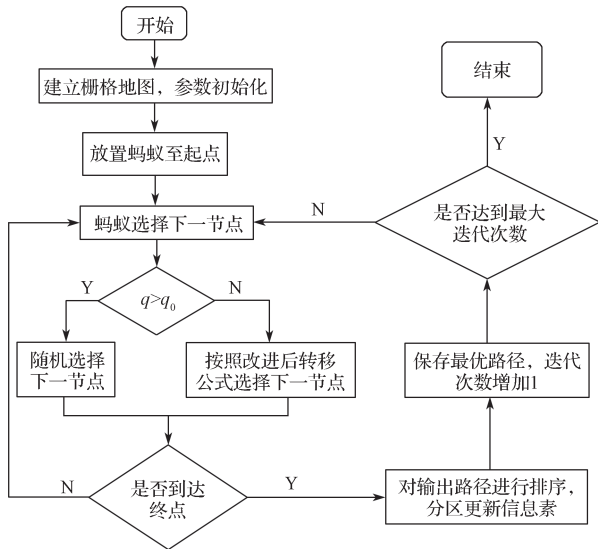


图 3 改进蚁群算法流程图

Fig. 3 Improved ant colony algorithm flowchart

具体步骤如下:

步骤 1 建立栅格地图, 并初始化参数。

步骤 2 蚂蚁从起点开始, 根据转移公式选择下一节点。

步骤 3 判断该节点是否为终点, 若是则继续下一步骤, 否则返回步骤 2。

步骤 4 保存到达终点的蚂蚁行驶路径, 判断蚂蚁是否达到最大个数, 若是则继续执行下一步骤, 否则更换下一只蚂蚁并返回执行步骤 2。

步骤 5 对所有保存的路径从小到大进行排序,

分区进行信息素更新。

步骤 6 保存最优路径, 判断当前迭代次数是否达到最大值, 若是则输出最优路径, 否则迭代次数增加 1, 返回执行步骤 2。

5 实验仿真与结果分析

在对蚁群算法进行改进后, 验证改进算法的可行性, 在 Matlab2022b 上进行仿真实验。改进蚁群算法中各个参数设置如下: $\alpha=1.5, \beta=10, \rho=0.9, Q=1, M=100$, 迭代次数 $K_{\text{max}}=400$ 。首先对改进算法的性能进行测试, 再将 ACO 与文献 [7]、文献 [9] 作为对比算法, 分别在 20×20 、 30×30 两种不同环境地图中进行仿真对比实验, 验证本文算法的有效性。

5.1 算法性能测试

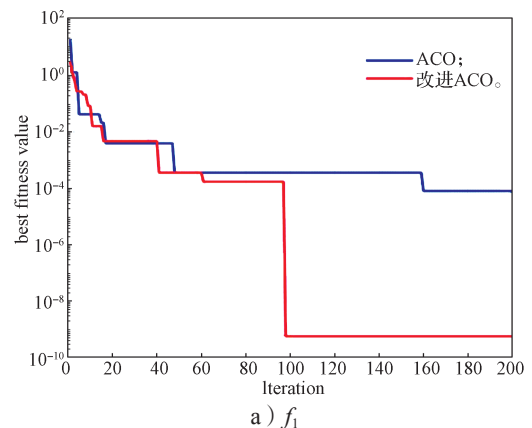
通过测试函数验证算法的寻优能力, 其中 f_1, f_2 为单模态测试函数, 用于检测算法的收敛精度和收敛速度, f_3 为多模态测试函数, 可用于检测算法跳出局部极小值与全局搜索能力。函数表达式如表 1 所示。

表 1 测试函数

Table 1 Test functions

函数类型	函数表达式	取值范围	最优值
单模态函数	$f_1 = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	[-100, 100]	0
	$f_2 = \sum_{i=1}^n x_i^2$	[-100, 100]	0
多模态函数	$f_3 = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	[-5.12, 5.12]	0

测试函数的收敛结果如图 4 所示, 由 3 个测试函数的收敛曲线可知, 本文改进算法的收敛曲线速度下降较传统算法更快, 且能用更少的迭代次数达到稳定状态, 稳定后的适应度值更低。可见本文算法具有更高的收敛精度与收敛速度。此外, f_3 函数收敛曲线中, 改进算法在迭代过程出现较多拐点的同时收敛精度也高于传统算法, 因此本文算法具有更好的局部搜索能力和全局搜索能力。



a) f_1

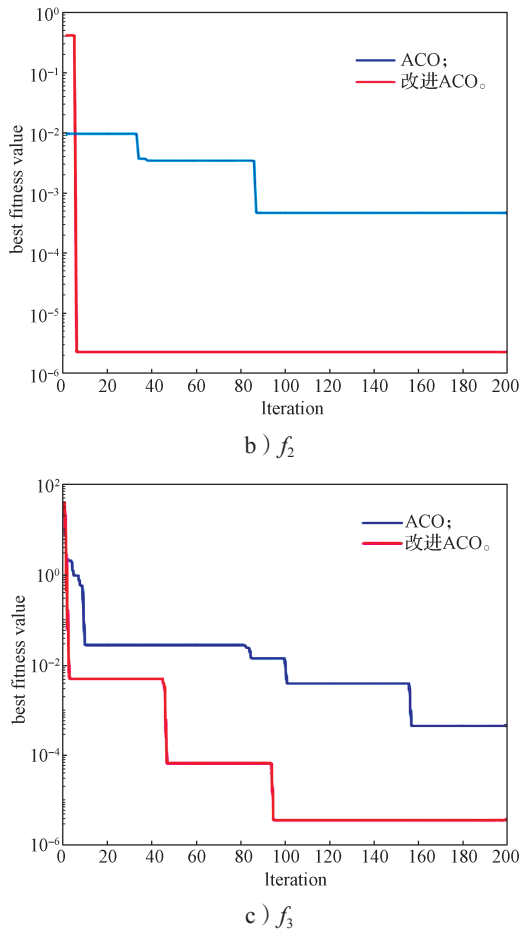


图4 3种测试函数的收敛曲线

Fig. 4 Convergence curves of three test functions

5.2 20 × 20 环境仿真实验

首先在 20 × 20 的栅格地图中进行仿真实验，4种算法的行走路径及迭代图如图 5、6 所示，结果见表 2。

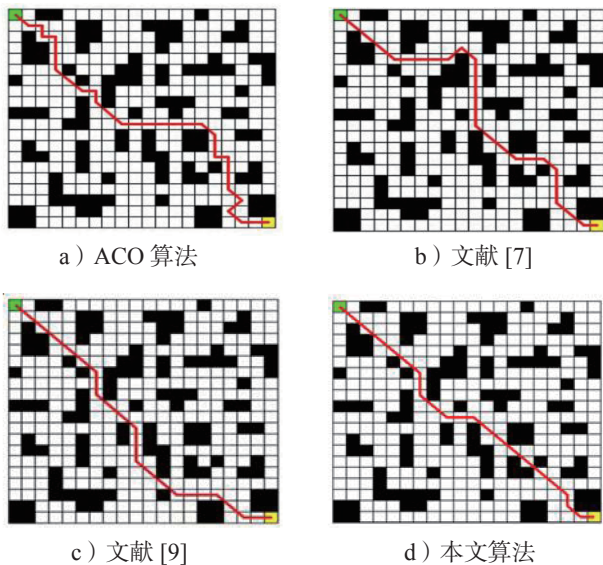


图5 20 × 20 环境路径规划图

Fig. 5 20 × 20 environmental path planning map

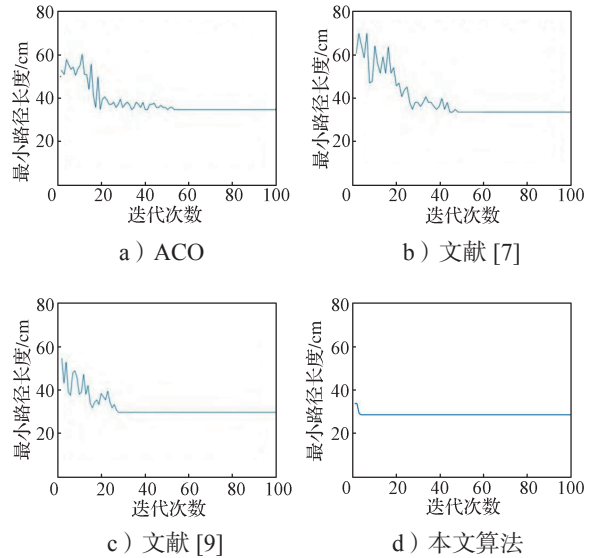


图6 20 × 20 不同算法环境迭代图

Fig. 6 20 × 20 environment iteration chart of different algorithm

表2 20 × 20 环境仿真结果对比

Table 2 Comparison of 20 × 20 environmental simulation results

算法	最短路径长度 /cm	拐点数目	最佳迭代次数
ACO	34.6	17	53
文献 [7]	32.8	10	48
文献 [9]	29.6	7	28
本文算法	28.6	7	5

由表 2 可知，从最短路径长度，拐点数量和迭代次数 3 个方面来看，本文改进算法所得结果最优。其中，最短路径长度相比 ACO 算法和文献 [7]、文献 [9] 算法分别减少了 17.3% 和 12.8%、3.4%，迭代次数分别减少了 90.1% 和 89.6%、82.1%，所得路径拐点数量相比于 ACO 和文献 [7] 算法分别减少了 58.8% 和 30.0%。

以上结果表明，在简单环境中，本文算法找到的路径长度最短，所规划的路径拐点较少更为平滑，文献 [9] 算法规划的路径虽然拐点同样最少，但通过观察两算法的迭代曲线图可知，相较改进算法，文献 [9] 算法迭代曲线有明显的波动，表明该算法随着迭代次数增加，所得的路径长度较之前的结果并不一定是更优解，求解能力具有不稳定性。而改进算法迭代曲线表明算法可以保证随着迭代次数增加，其求解的结果较之前的解一定是最优解。因此，本文提出的改进算法在路径规划问题的求解方面具有高效性及稳定性。

5.3 30 × 30 环境仿真实验

为验证在复杂情况下改进算法的适应性，在 30 × 30 的栅格地图中进行仿真实验。由于实验环境相比实验 5.2 更为复杂，将相关参数做如下调整：蚂蚁数量增加为 100 只，最大迭代次数增加为 150 次，

其他参数不变, 结果如图 7-8 及表 3 所示。

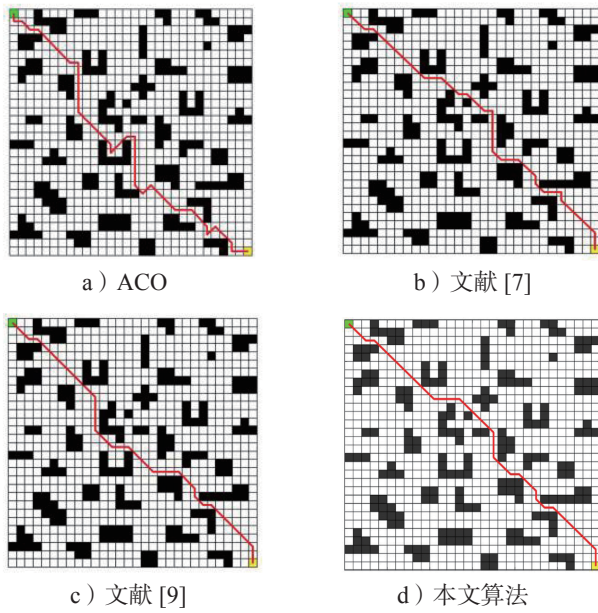


图 7 30 × 30 不同算法环境路径规划图

Fig. 7 30 × 30 environmental path planning map of different algorithms

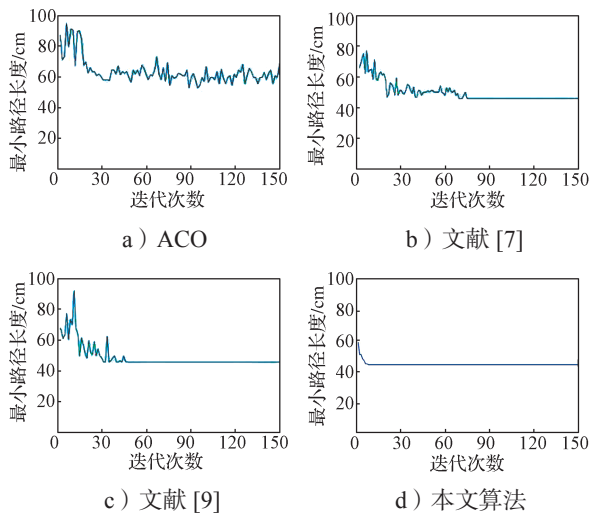


图 8 30 × 30 不同算法环境迭代图

Fig. 8 30 × 30 environment iteration chart of different algorithm

表 3 30 × 30 环境仿真结果对比

Table 3 Comparison of 30 × 30 environmental simulation results

算法	最短路径长度 /cm	拐点数目	最佳迭代次数
ACO	53.4	21	-
文献 [7]	46.0	17	74
文献 [9]	44.8	13	45
本文算法	43.9	13	5

由试验结果可知, 应用改进算法得到的最短路径比 ACO、文献 [7]、文献 [9] 算法分别缩短了 17.8% 和 4.6%、2.0%, 相对于文献 [7]、文献 [9], 最佳路径迭代次数分别减少了 93.2% 和 88.9%, 相对于

ACO、文献 [7], 拐点数量减少了 38.1% 和 23.5%。结合实验 5.2 可知, 随着环境复杂化, ACO 算法求解速度降低, 求解的路径长度最长并且拐点最多, 算法实用性随着环境复杂明显降低。经过改进后的文献 [7] 及文献 [9] 算法求解速度相对提高, 且求得的路径长度更短, 也更平滑, 但是随着环境复杂化后, 两种算法的求解速度变慢, 由两种算法的迭代曲线的波动可知, 随着迭代次数增加, 所得结果不一定比之前结果更优的情况依然存在, 并且此问题在复杂环境中更突出。本文对原始算法改进后, 在两种环境中皆能在迭代 5 次后找到最优解, 求解速度不易受环境复杂度的影响, 通过本次实验进一步验证了本文改进算法具有高效性及稳定性。

6 结语

针对传统蚁群算法在移动机器人路径规划中存在的不足, 提出一种改进蚁群算法。课题组设计一种适应性的伪随机转移策略, 增加算法在迭代前期的路径选择多样性; 引入转角启发函数以增强节点选择的指向性, 减少转角次数; 制定新的信息素更新策略, 每次迭代后对一定比例的优秀蚂蚁进行信息素二次更新, 增加信息素的启发作用, 加快收敛速度。通过与其它算法进行对比实验, 验证了本文算法的高效性及稳定性。

参考文献:

- [1] 王春颖, 刘平, 秦洪政. 移动机器人的智能路径规划算法综述 [J]. 传感器与微系统, 2018, 37(8): 5-8. WANG Chunying, LIU Ping, QIN Hongzheng. Review on Intelligent Path Planning Algorithm of Mobile Robots [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2018, 37(8): 5-8.
- [2] 魏彤, 龙琛. 基于改进遗传算法的移动机器人路径规划 [J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(4): 703-711. WEI Tong, LONG Chen. Path Planning for Mobile Robot Based on Improved Genetic Algorithm [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(4): 703-711.
- [3] 巩敦卫, 曾现峰, 张勇. 基于改进模拟退火算法的机器人全局路径规划 [J]. 系统仿真学报, 2013, 25(3): 480-483, 488. GONG Dunwei, ZENG Xianfeng, ZHANG Yong. Global Path Planning Method of Robot Based on Modified Simulated Annealing Algorithm [J]. Journal of System Simulation, 2013, 25(3): 480-483, 488.

- [4] 伍永健, 陈跃东, 陈孟元. 改进 QPSO 和 Morphin 算法下移动机器人混合路径规划 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(2): 295-301.
WU Yongjian, CHEN Yuedong, CHEN Mengyuan. Hybrid Path Planning of Mobile Robot Based on Improved QPSO and Morphin Algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(2): 295-301.
- [5] 封声飞, 雷琦, 吴文烈, 等. 自适应蚁群算法的移动机器人路径规划 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(17): 35-43.
FENG Shengfei, LEI Qi, WU Wenlie, et al. Mobile Robot Path Planning Based on Adaptive Ant Colony Algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(17): 35-43.
- [6] 朱颖东, 孙振, 吴迪, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划 [J]. 重庆邮电大学学报 (自然科学版), 2016, 28(6): 849-855.
ZHU Haodong, SUN Zhen, WU Di, et al. Path Planning for Mobile Robot Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2016, 28(6): 849-855.
- [7] 任红格, 胡鸿长, 史涛. 基于改进蚁群算法的移动机器人全局路径规划 [J]. 华北理工大学学报 (自然科学版), 2021, 43(2): 102-109.
REN Hongge, HU Hongchang, SHI Tao. Global Path Planning of Mobile Robots Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. Journal of North China University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 43(2): 102-109.
- [8] 翟志波, 戴玉森, 周鹏鹏, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(4): 5-9.
ZHAI Zhibo, DAI Yusen, ZHOU Pengpeng, et al. Path Planning of Mobile Robot Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023(4): 5-9.
- [9] 张天瑞, 吴宝库, 周福强. 面向机器人全局路径规划的改进蚁群算法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(1): 282-291.
ZHANG Tianrui, WU Baoku, ZHOU Fuqiang. Research on Improved Ant Colony Algorithm for Robot Global Path Planning[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(1): 282-291.
- [10] 张志军, 董学平, 甘敏. 基于优化蚁群算法的 AGV 路径规划研究 [J]. 合肥工业大学学报 (自然科学版), 2022, 45(7): 914-919, 924.
ZHANG Zhijun, DONG Xueping, GAN Min. Research on Path Planning for AGV Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2022, 45(7): 914-919, 924.
- [11] 张松灿, 普杰信, 司彦娜, 等. 蚁群算法在移动机器人路径规划中的应用综述 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(8): 10-19.
ZHANG Songcan, PU Jiexin, SI Yanna, et al. Survey on Application of Ant Colony Algorithm in Path Planning of Mobile Robot[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(8): 10-19.

(责任编辑: 申剑)