

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2024.07.001

基于改进蚁群算法的 AGV 路径规划研究

屈新怀, 许成龙, 丁必荣, 孟冠军

(合肥工业大学 机械工程学院, 安徽 合肥 230009)

摘要:针对传统蚁群算法在自动导引车(automated guided vehicle, AGV)路径规划研究中存在收敛速度慢、搜索能力差以及容易陷入局部最优等问题,文章提出一种改进蚁群算法。引入自适应启发式函数,增加蚁群寻优方向性;改进信息素更新策略,避免陷入局部最优解;动态调整信息素挥发系数,使其随着迭代时期而减小,从而提高算法搜索效率、加快算法收敛速度。仿真实验结果表明,相较于其他算法,在相同环境下文章所提改进蚁群算法具有较好的收敛性和较高的寻优能力。

关键词:蚁群算法;自动导引车(AGV);路径规划;自适应;信息素

中图分类号:TP181;TP242.2 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2024)07-0865-05

Research on AGV path planning based on improved ant colony algorithm

QU Xinhuai, XU Chenglong, DING Birong, MENG Guanjun

(School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: This paper proposes an improved ant colony algorithm to address the problems of slow convergence, poor search capability and the tendency to fall into local optimum solutions in the traditional ant colony algorithm for automated guided vehicle(AGV) path planning. The paper introduces an adaptive heuristic function to increase the directionality of the ant colony search, improves the pheromone update strategy to avoid falling into local optimal solutions, and dynamically adjusts the pheromone volatility coefficient to decrease with the iteration period, so as to improve the search efficiency and accelerate the convergence speed of the algorithm. The simulation results show that the algorithm has better convergence and search ability compared with other algorithms in the same environment.

Key words: ant colony algorithm; automated guided vehicle(AGV); path planning; adaptive; pheromone

0 引言

自动导引车(automated guided vehicle, AGV)作为一种无人驾驶的运输车辆,因其具有容易施工的输送路线、较为灵活的路径,同时占用空间较小、可行性能高等优点,近几年被广泛应用于仓储业、制造业以及物流业等行业中^[1]。AGV的广泛使用极大提高了工作效率,解放了人们的双手,因此,对于AGV路径规划的研究具有重要意义。

现阶段对于AGV路径规划的研究,国内外学者提出了许多方法,其中运用最为广泛的是遗传算法^[2]、禁忌搜索算法^[3]、模拟退火算法^[4]、蚁群算法^[5]以及粒子群算法^[6]等现代智能算法,不同算法之间各有优缺点。

蚁群算法作为一种群智能搜索算法,因其拥有鲁棒性强、易与其他算法相结合、可以并行计算以及可以信息正反馈等特点而被广泛应用于路径规划中。但传统蚁群算法具有收敛速度慢、搜索效率低以及容易发生盲目搜索等缺点,为此研究

收稿日期:2023-04-27;修回日期:2023-05-24

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2019YFB1705303)

作者简介:屈新怀(1971—),男,安徽金寨人,博士,合肥工业大学副教授,硕士生导师。

者们从不同的角度对其进行了改进。文献[7]引入伪随机状态转移代替传统轮盘赌法的状态转移策略,使得 AGV 有了更多的路径选择,提高了路径搜索效率;文献[8]引入正态分布函数作为蚁群算法的启发函数,提高了收敛速度,同时对信息素挥发系数进行自适应调整,以此达到避免算法过早收敛的目的;文献[9]为了避免算法产生“早熟”现象以及避免局部最优解的出现,引进了动态启发因子,同时针对栅格地图进行了方向标记,避免产生“死角”现象;文献[10]利用 A* 算法首先找出一条较优路径,并将较优路径的信息素浓度提升,增加蚂蚁前期的方向性,并引入自适应调整启发函数,以此加快算法搜索效率;文献[11]引入全局距离参数改进启发函数,减少非最优路径上的信息素,从而提高了算法收敛速度;文献[12]将蚁群算法与遗传算法相结合,设置评价点使得遗传算法能够在恰当时机应用于蚁群算法中,同时改进蚁群算法信息因子和期望因子,提高蚁群算法搜索效率;文献[13]在信息素更新策略中融合模糊控制技术,同时引入新的信息素挥发规则自适应调整信息素权重因子,提高了算法的最优路径搜索能力;文献[14]对蚁群划分等级,动态调整各等级蚁群路径上的信息素,同时引入三次 B 样条曲线,提高了路径平滑性。

针对传统蚁群算法所具有的收敛速度缓慢、搜索效率较低等问题,本文引入自适应启发函数提高蚂蚁寻优方向性;改进信息素更新策略,只允许一部分搜索到较短路径的蚂蚁留下信息素,并按照搜索路径长度由短到长进行排序,信息素增量按照排序线性递减,避免陷入局部最优解;同时对信息素挥发系数动态调整,使其随着迭代时期而减小,以此提高搜索效率、加快收敛速度。实验结果证明,本文所提出的改进策略能够有效地提高蚁群算法的效率。

1 环境建模

在 AGV 路径规划当中首要考虑的问题是环境模型的搭建。环境建模指的是通过设置障碍物模拟复杂环境,使得 AGV 在躲避障碍物的情况下找到最佳路径。常见的地图环境建模主要有可视图、栅格图、拓扑图。

本文所研究的地图环境为二维静态空间,考虑到栅格法构造地图较为简便且容易实现,选取栅格法建立环境模型^[15-16]。根据栅格法将地图环境模拟成网格单元,并按照从下往上、自左向右

对各个栅格进行编号,本文以 20×20 的栅格环境为例,结果如图 1 所示。

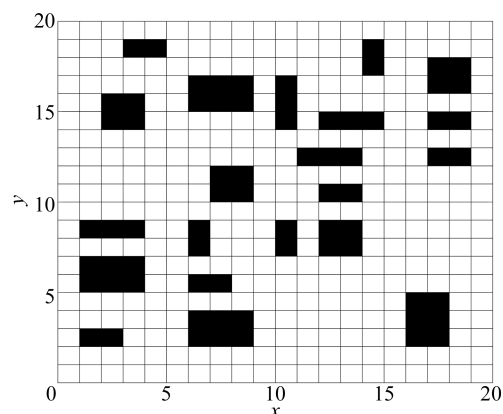


图 1 AGV 栅格环境模型

图 1 中,坐标原点的位置位于栅格的最左下方,水平向右方向为 x 轴正方向,垂直向上的方向为 y 轴正方向,每个栅格的单位长度设置为 1。将对应白色的栅格作为 AGV 可运动范围,对应阴影栅格作为环境地图中的路径障碍物。在构建地图邻接矩阵中,以 0 代表白色可通过栅格,1 代表阴影障碍物栅格。栅格序号 S 与其栅格坐标 (x, y) 的对应关系为:

$$\begin{cases} x = \text{mod}(S-1, M) + 0.5, \\ y = M + 0.5 - \text{ceil}(S/M) \end{cases} \quad (1)$$

其中: M 为每一列栅格数目; mod 表示 $S-1$ 被 M 整除后的取余操作; ceil 表示 S 被 M 整除后的向上取整操作。

因此, AGV 的具体路径可以通过一串序号表示出来。

设置栅格中的 AGV 有 8 个自由度,即可向周围 8 个栅格方向进行移动。因此, AGV 每转移一次栅格,在水平和垂直方向上的路径长度为 1 个单位长度,而倾斜方向上的路径长度为 $\sqrt{2}$ 个单位长度。

2 传统蚁群算法

蚁群算法是模拟自然界中的蚁群会根据食物所散发出来的气味来追寻目标食物这一现象而诞生的算法。在蚁群算法中,蚁群在寻找目标的过程中会通过释放信息素来方便其他蚂蚁选择方向,同时信息素浓度会随着时间变长而逐渐挥发掉,蚁群在追寻目标的过程中也会根据信息素浓度大小来决定路径方向。因此,一条路径上经过的蚂蚁数目越多,这条路径上信息素浓度越高,后

面的蚂蚁也更倾向此路径。

1) 节点状态转移。假设在 t 时刻,处于位置 i 的蚂蚁 $k(k=1,2,3,\dots,m)$ 转移到下一个位置 j 的概率为:

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t)\eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{k \in D} \tau_{ik}^\alpha(t)\eta_{ik}^\beta(t)}, & j \in D; \\ 0, & j \notin D \end{cases} \quad (2)$$

其中: D 为位置 i 到下一个可选位置的集合; $\tau_{ij}(t)$ 为信息素浓度;参数 α 为信息启发式因子,决定信息素浓度对蚁群的吸引力大小;参数 β 为期望启发式因子,决定着蚁群对局部较短路径的敏感度,从而影响局部最优和收敛速度; η_{ij} 为启发函数,是位置 i 与 j 之间距离的倒数。

2) 信息素浓度更新。信息素是蚁群寻找路径的依据,同时信息素也是由蚁群产生的,信息素更新方式如下:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) \quad (3)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (4)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \frac{Q}{L_k} \quad (5)$$

其中: ρ 为信息素挥发系数,决定着信息素挥发速度的快慢; Q 为信息素增强系数; $\Delta\tau_{ij}^k$ 为第 k 只蚂蚁在位置 i 与 j 路径上产生的信息素增量; L_k 为第 k 只蚂蚁所走的路径长度。

3 蚁群算法的优化策略

3.1 启发函数的改进策略

传统蚁群算法的启发函数通过两位置间距离的倒数来表示,极大影响了搜索效率,导致蚂蚁在众多栅格中很难找到最优路径。对此,本文将引入自适应启发函数的方式来提高算法寻优能力。将此刻的位置 i 与下一时刻待选位置 j 之间的距离 d_{ij} 和待选位置 j 与目标位置 e 之间的距离 d_{je} 的倒数作为启发函数,又采取放大距离差值的方法对启发函数再一次进行改进,以此提高蚂蚁寻优能力,避免因路径之间的差值较小而引起蚂蚁方向感弱的问题。

$$\eta_{ij} = \frac{\phi_{ij}}{\lambda d_{ij} + (1-\lambda)d_{je}} \quad (6)$$

$$\phi_{ij} = \frac{D_{\max} - d_{ij}}{D_{\max} - D_{\min}} \quad (7)$$

其中: λ 为路径调节平衡因子,取值范围为 $(0,1)$; d_{ij} 、 d_{je} 分别为当前位置 i 与位置 j 、位置 j 与位置 e 之间的欧氏距离; ϕ_{ij} 为位置 i 与位置 j 之间的放

大函数; D_{\max} 、 D_{\min} 分别为当前位置与可选位置之间距离的最大值和最小值。

3.2 信息素更新策略

为了提高传统蚁群算法的寻优能力,本文将信息素更新策略进行了调整。在传统蚁群算法中,如果一只蚂蚁偶然间发现了最短路径,而大多数蚂蚁却卡在了次优路径上,那么将很容易导致次优路径上的信息素增量多于最优路径,从而忽略了最优路径。

为避免上述情况,本文只允许一部分搜索到较短路径的蚂蚁留下信息素,允许留下信息素的蚂蚁数占总蚁群的比例为 δ ,并将允许留下信息素的蚂蚁按照搜索路径长度由短到长进行排序,信息素增量按照排序线性递减,极大地减小了蚂蚁数目对信息素增量的影响力,避免陷入局部最优解。同时,将信息素增量乘以系数 ρ 后,下次所产生的信息素浓度将处于旧信息素与新产生的信息素浓度之间,实现了对信息素量取值范围的限制。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij} \quad (8)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \frac{Q}{L_K} \left(1 - \frac{K-1}{\delta m}\right) \quad (9)$$

其中: ρ 为信息素挥发系数; m 为蚂蚁数量; δ 为留下信息素蚂蚁数占总蚁群的比例系数;按照搜索路径长度由短到长进行排序, K 表示其中排名第 K 只(蚂蚁)。

3.3 动态调整信息素挥发系数

在传统蚁群算法中,由于信息素挥发系数是固定值,从而影响着算法的收敛速度和全局搜索能力。当 ρ 过大时,搜索能力将变弱,而 ρ 过小收敛速度又会受到影响。因此,本文对 ρ 进行动态调整,将 ρ 控制在一定范围内,不同迭代时期的 ρ 不同。在迭代早期调高信息素挥发系数,加大全局搜索力度;在迭代中后期逐步降低信息素挥发系数至最小值,加快收敛速度。

$$\rho = \begin{cases} \rho_{\max} - \frac{\rho_{\max} - \rho_{\min}}{N}(i-1), & i < N; \\ \rho_{\min}, & i \geq N \end{cases} \quad (10)$$

其中: i 为当前迭代次数; N 为迭代时期分界线,当 $i < N$ 时为迭代前期,当 $i \geq N$ 时为迭代中后期; ρ_{\max} 为起始信息素挥发系数; ρ_{\min} 为最小信息素挥发系数。

3.4 算法设计流程

改进后的蚁群算法流程如图 2 所示。

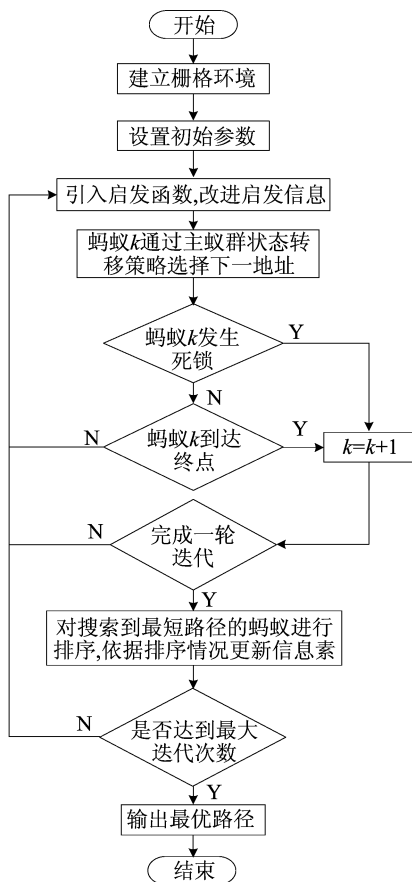


图 2 改进蚁群算法流程

4 仿真实验与结果

通过 MATLAB R2017b 软件对本文改进蚁群算法进行仿真验证。

将本文改进的蚁群算法各个参数设置如下： $\alpha=1, \beta=5, m=150, \rho_{max}=0.5, \rho_{min}=0.1, \delta=0.3, N=50, N_{max}=100, Q=1$ ；将文献[10]算法、蚁群算法结合遗传算法(ACO-GA 算法)、传统蚁群算法的其余参数设置为 $\rho=0.3$ ，将实验环境的栅格地图大小设置为 20×20 。

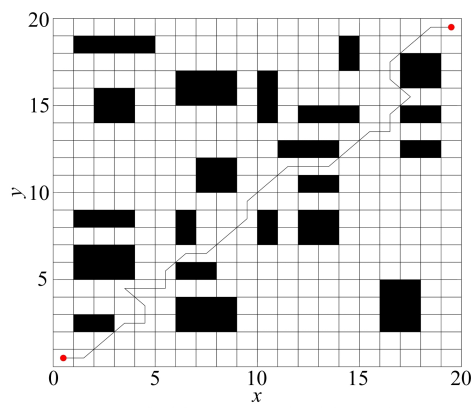
4 种蚁群算法依次进行仿真实验，每种算法都在相同环境中进行 10 组实验，得出 4 种算法的最短路径规划图和迭代曲线。

4 种蚁群算法的最短路径规划的实验结果如图 3 所示。4 种蚁群算法迭代曲线的实验结果如图 4 所示。

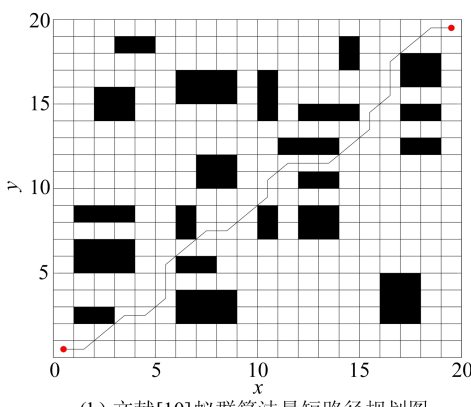
4 种算法仿真实验数据汇总结果见表 1 所列。

从图 3、图 4 可以看出：在最优路径方面，ACO-GA 算法搜索到的路径最短，本文算法与之相差不大，都较优于文献[10]算法和传统蚁群算法；在收敛性方面，本文算法的收敛速度最快，最

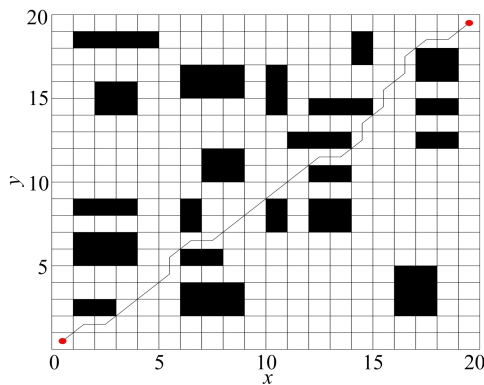
先找到最优解，文献[10]算法次之。



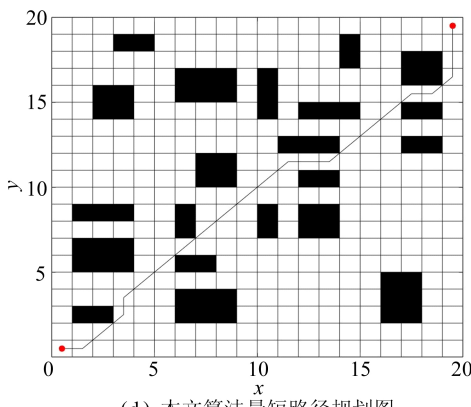
(a) 传统蚁群算法最短路径规划图



(b) 文献[10]蚁群算法最短路径规划图



(c) ACO-GA 算法最短路径规划图



(d) 本文算法最短路径规划图

图 3 4 种算法的最短路径规划图

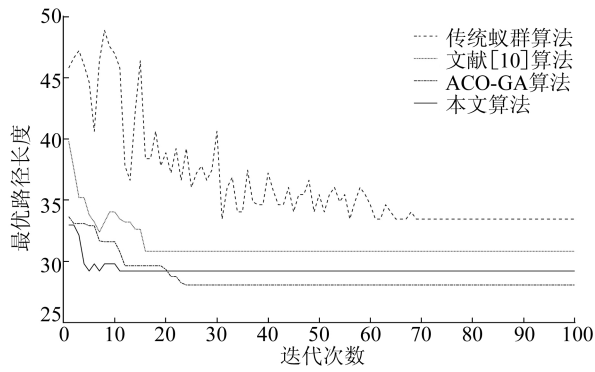


图4 4种算法的迭代曲线

表1 4种算法仿真实验数据

算法	最短路径长度	最佳迭代次数	拐点数目	方差
传统蚁群算法	33.80	69	20	17.04
文献[10]算法	30.30	18	16	2.08
ACO-GA算法	29.21	24	16	1.97
本文算法	29.79	11	8	0.37

从表1可以看出,本文算法的拐点数目最少且方差最小,因此本文算法的鲁棒性比其他算法更优。

综上所述:相较于传统蚁群算法和文献[10]算法,本文算法在搜寻能力、收敛性以及鲁棒性上都得到了显著提高;相较于ACO-GA算法,本文算法的迭代次数、鲁棒性更优。仿真实验结果表明了本文算法的优越性。

5 结 论

在AGV的路径规划当中,传统蚁群算法存在着较差的收敛性、较低的搜索效率等问题,本文在传统蚁群算法基础上进行改进。首先,引入自适应启发函数,同时放大距离差值,避免因路径之间的差值较小而引起蚂蚁方向感弱的问题,从而提高了蚂蚁搜索路径的方向性;然后,改进信息素更新策略,只允许一部分搜索到较短路径的蚂蚁留下信息素,并按路径长度由短到长进行排序,信息素增量按照排序线性递减,避免陷入局部最优解;最后,动态调整信息素挥发系数,迭代越往后,信息素挥发系数越小,从而提高全局搜索能力、加快收敛速度。

MATLAB仿真结果表明,经过改进的蚁群

算法迭代次数更少,极大提高了算法的搜索能力,搜索的路径也更加平滑。

[参 考 文 献]

- [1] 吴雄喜. AGV自主导引机器人应用现状及发展趋势[J]. 机器人技术与应用, 2012(3): 16-17.
- [2] CHEN H, LIU S, MAGOMEDOV R M, et al. Optimization of inflow performance relationship curves for an oil reservoir by genetic algorithm coupled with artificial neural-intelligence networks[J]. Energy Reports, 2021, 7: 3116-3124.
- [3] 玄世龙, 许志远, 孙帅, 等. 基于禁忌搜索算法的无人船路径规划[J]. 船舶工程, 2022, 44(4): 8-13, 37.
- [4] FORUZAN N M, FARZAD H, BABAK A A, et al. Performance improvement of a tubular heat exchanger by tube arrangement optimization using simulated annealing algorithm and blocked off method[J]. Thermal Science and Engineering Progress, 2023, 40: 101793.
- [5] 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.
- [6] 康玉祥, 姜春英, 秦运海, 等. 基于改进PSO算法的机器人路径规划及实验[J]. 机器人, 2020, 42(1): 71-78.
- [7] 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.
- [8] 王艳春, 郭永峰, 夏颖, 等. 基于改进蚁群算法的机器人全局路径规划研究[J]. 电子科技, 2024, 37(5): 88-94.
- [9] 岳春播, 黄俊, 邓乐乐. 改进蚁群算法在AGV路径规划上的研究[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(9): 2533-2541.
- [10] 王晓明, 尚硕, 梁超, 等. 改进蚁群算法的AGV路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(3): 63-65.
- [11] 孟冠军, 陈信华, 陶细佩, 等. 基于混合蚁群算法的AGV路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(1): 70-73.
- [12] 荆学东, 杜黎童, 郭泰, 等. 基于混合参数蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 机床与液压, 2022, 50(9): 41-47.
- [13] 刘建娟, 刘忠璞, 张会娟, 等. 基于模糊控制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(1): 20-24.
- [14] 肖金壮, 余雪乐, 周刚, 等. 一种面向室内AGV路径规划的改进蚁群算法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 277-285.
- [15] 王醒策, 张汝波, 顾国昌. 基于势场栅格法的机器人全局路径规划[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2003, 24(2): 170-174.
- [16] RIVER N, HERNANDEZ C, HORMAZABAL N, et al. The 2^k neighborhoods for grid path planning[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2020, 67: 81-113.

(责任编辑 胡亚敏)