



基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划方法

摘要

针对蚁群算法收敛速度慢、效率低、容易陷入局部最优解的不足,本文提出一种自适应变化信息素总量的方式,使算法获得较快收敛速度.通过对启发函数的改进,增加蚁群搜索的目的性,降低陷入局部最优解的概率.仿真结果表明,改进的蚁群算法提高了搜索能力和收敛速度,验证了算法的有效性和优越性.

关键词

蚁群算法; 栅格法; 路径规划; 信息素

中图分类号 TP242.6

文献标志码 A

收稿日期 2020-09-25

资助项目 南京信息工程大学滨江学院校级项目(2019bjyng001);南京信息工程大学无锡校区研究生创新项目

作者简介

李燕,女,博士,教授,主要研究方向人工智能、DNA 计算.002200@nuist.edu.cn

1 南京信息工程大学 自动化学院,南京,210044

2 南京信息工程大学滨江学院 物联网工程学院,无锡,214105

0 引言

随着移动机器人的飞速发展,路径规划问题成为移动机器人研究领域的基础与核心.移动机器人路径规划技术是机器人在复杂的环境中,从起点到终点之间无数条搜索路径里,智能地选择一条最优路径或者较优路径^[1].传统的解决路径规划问题的算法主要包括广度优先搜索(BFS)、深度优先搜索(DFS)、Dijkstra 算法和 A* 的算法.近年来一些研究人员采用仿生智能优化算法解决路径规划问题,这些仿生智能优化算法主要包括蚁群算法、遗传算法、粒子群算法、免疫算法、模拟退火算法、DNA 计算方法以及各算法之间的组合优化算法等^[2-5].

蚁群算法是一种启发式的随机搜索算法,由意大利学者 Maniezzo 团队受蚂蚁觅食行为的启发,在 1991 年首次提出^[6].蚁群算法模拟蚂蚁合作觅食行为,具有正反馈、高稳健性和并行性、易于与其他算法相结合等优点.但传统蚁群算法容易出现局部最优解、计算量大、收敛速度慢等问题^[7].近年来国内外学者相继提出了一些改进的蚁群算法.2000 年,Stutzle 等^[8]提出了最大最小蚂蚁系统(MMAS),通过限制路径上信息素的上下限,在一定程度上避免了陷入局部最优解问题.2018 年,张原艺等^[9]提出一种改进的多步长蚁群算法,将蚁群每次迭代产生的最优路径作为引导径,利用路径引导搜索策略确定多步长的移动路径,提高了搜索范围的多样性.2018 年,占伟等^[10]提出改进启发因子的方法,给定一个初步的引导方向,最终大大增加了算法的时间有效性,减少了算法收敛的时间,保证了最短路径的搜索方向向着最短目标最优方向进行.2020 年,陈劲峰等^[11]提出了一种自适应信息素给予机制,提高了蚁群算法的收敛速度和路径全局优化能力.

针对现有蚁群算法的不足,本文提出了一种用于移动机器人路径规划的改进蚁群算法.首先用栅格法进行环境建模,然后通过优化信息素总量增强全局搜索能力,增加搜索的目的性,最后改善启发式函数来提高状态转移概率,以便快速地得到路径最优解.仿真结果表明改进的蚁群算法在性能指标上有显著提高.

1 环境建模

机器人环境建模的方法主要有栅格法、构型空间法、自由空间法

等几种.其中栅格法在机器人的环境建模上应用最多^[12].栅格法主要任务是根据环境构建路径网格图,基本原理是将机器人的工作环境划分为许多微小的网格单元,每个网格的规格由机器人的步骤决定.网格由自由网格和障碍网格组成.白色的网格表示自由网格,黑色的网格表示障碍网格.图1是20×20的网格节点图,每行的节点数 $N_x = 20$ 和每列的节点数 $N_y = 20$.坐标原点定在栅格空间的左下方,定义 x 轴正方向为从左到右, y 轴正方向为从下到上.第1个点的坐标为(0,19),第2个点的坐标为(1,19),以此类推.假设 $S = \{1, 2, 3, \dots, N\}$ 是一组节点的数量,第 i 个节点的坐标为 (x_i, y_i) ,从起始点坐标(0,0)开始到终点坐标(19,19)结束.机器人只能在白色的自由网格中移动,需要避开黑色的障碍网格.根据网格的位置,网格可以分为中间网格和边界网格.对于中间网格,机器人的下一个动作可选择8个方向.当机器人运动到边界网格时,它的运动方向需舍去无法到达的方向.

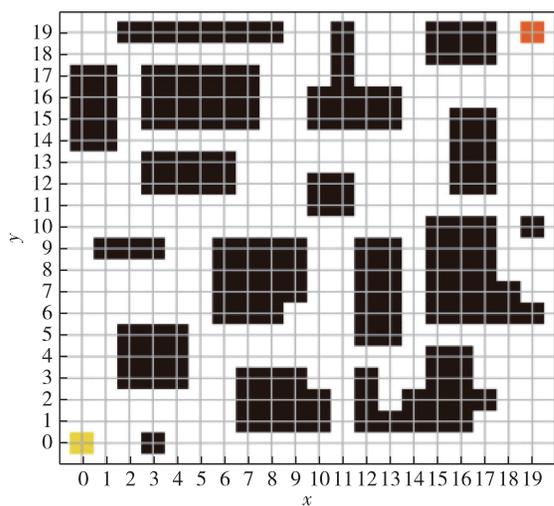


图1 20×20的节点图

Fig.1 20×20 node graph

2 传统蚁群算法

蚁群算法是一种群体智能仿生启发式算法,它通过模拟蚂蚁觅食的行为来找到食物源与其蚁巢之间的最佳路径.蚂蚁在通过的路径上会释放信息素.通过这些信息素,蚂蚁可以彼此交流并最终找到一条起点到终点的最短路径.在搜索过程中蚂蚁会随机选择前进的运动方向,信息素在路径上遗留的越多,对信息素浓度大的路径选择的概率就越大,在寻找路径的过程中蚁群个体之间的协作形成了一种正

反馈机制.

在寻找路径的过程中蚂蚁依据路径上的信息量和启发式信息计算转移概率:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta}, & k \in A_{\text{allowed}}, \\ 0, & k \notin A_{\text{allowed}}, \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中: $p_{ij}^k(t)$ 表示 t 时刻蚂蚁 k 从栅格 i 转移到栅格 j 的转移概率; τ_{ij} 表示栅格 i 到栅格 j 之间的信息素浓度; η_{ij} 表示栅格 i,j 之间的启发函数; α 表示信息启发式因子; β 表示期望启发因子; A_{allowed} 表示禁忌表外可以走的节点.当蚂蚁在遍历了所有节点之后,需要对遗留的信息素进行更新处理,选用 Ant-Cycle 模型来更新信息素^[13],由此 $t+\Delta t$ 时刻在路径 (i,j) 上的信息素为

$$\tau_{ij}(t + \Delta t) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t), \quad (2)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t), \quad (3)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{蚂蚁 } k \text{ 经过 } (i,j), \\ 0, & \text{蚂蚁 } k \text{ 未经过 } (i,j), \end{cases} \quad (4)$$

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}}, \quad (5)$$

其中: ρ 为挥发系数, $\rho \in (0, 1)$; $\Delta\tau_{ij}(t)$ 为本次循环后路径 (i,j) 上的信息素增量; $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中留在路径 (i,j) 上的信息量; L_k 为第 k 只蚂蚁在本次循环中所走路径的总长度; Q 是蚂蚁完成一次完整路径搜索后释放的信息素总量; d_{ij} 表示节点 i 和 j 之间的欧式距离.

3 改进的蚁群算法路径规划

3.1 优化信息素总量

对于传统的蚁群算法,完成一次完整路径搜索后所释放的信息素总量是一个定值.随着迭代次数的增加,后期路径上的信息素浓度易积累过高,导致蚂蚁一定程度上失去搜索优质解能力,信息素浓度在挥发因子的作用下降低,极可能增加陷入局部最优解的概率.本文提出了对信息素总量 Q 进行自适应调整的机制,随着迭代次数的增加 Q 逐步降低,大大降低陷入局部最优解的概率.方法如下:

$$Q = \begin{cases} 2, & N_{\text{iter}} < 50, \\ 0.004 \times Q \times N_{\text{c,iter}}, & N_{\text{iter}} \geq 50, \end{cases} \quad (6)$$

其中 N_{iter} 表示迭代次数, $N_{\text{c,iter}}$ 是当前的迭代数.

3.2 启发函数的改进

传统蚁群算法初始阶段在路径上没有遗留信息素,蚂蚁无法根据信息素浓度选择方向,搜索没有目的性,不能快速搜索到可行路径.针对这一问题,本文对迭代搜索的启发函数进行改进,采用当前节点到下一节点的距离与下一节点到目标节点距离之和的平方来优化启发函数,使得蚂蚁在搜索初期能够获得一个引导方向,增加目标节点对下一节点的影响,改进的启发函数如下:

$$d_{jd} = \sqrt{(x_j - x_D)^2 + (y_j - y_D)^2}, \quad (7)$$

$$\eta_{ij} = \frac{1}{(d_{ij} + d_{jd})^2}, \quad (8)$$

其中 d_{jd} 表示节点 j 到目标点 D 的欧式距离.将传统的 d_{ij} 改为 $(d_{ij} + d_{jd})^2$, 增强了搜索的目的性,降低了陷入局部最优解的概率.

3.3 蚁群算法相关参数

蚁群算法中,参数的选取影响收敛速度和寻优结果,主要涉及的参数有蚂蚁数量、信息素挥发系数、启发因子 α 与期望启发因子 β 、迭代次数.具体分析如下:

1) 蚂蚁数量.算法中蚁群数量是一个关键的参数,蚁群数量过大,搜索路径上的信息素会趋于相等,无法确定最优路径;蚁群数量过小,有可能出现早熟,不能获取全局最优路径.本文蚂蚁数量 M 设置为 50.

2) 信息素挥发系数.信息素反映蚂蚁搜索进程中积攒的信息量,指导蚁群搜索路径的方向.随着蚁群算法迭代的进行,节点上的信息素将逐渐挥发.信息素挥发系数 ρ 对蚁群算法的收敛速度和寻优能力都有着至关重要的影响. ρ 增大信息素挥发加快,蚁群算法的随机性和搜索能力降低; ρ 减小,全局搜索能力提高,但收敛速度也相应减慢.本文信息素挥发系数 ρ 设置为 0.2.

3) 启发因子 α 与期望启发因子 β .启发因子 α 表示路径上的信息素浓度对整个蚁群的指导作用;期望启发因子 β 表示路径相关信息对蚁群的影响. α 的大小决定蚂蚁选择之前路径的概率大小, β 的大小决定了算法的搜索效率.本文启发因子 α 设置为 0.9,期望启发因子 β 设置为 4.

4) 最大迭代次数.迭代次数主要根据执行的收敛轨迹来调整,迭代次数过小,会导致算法未收敛就已结束,过大会造成资源浪费.本文迭代次数设置为 200.

3.4 路径规划步骤

为了实现改进的路径规划算法,本文对算法整体流程进行了设计.路径规划流程如图 2 所示,具体步骤如下:

- 1) 利用栅格法进行环境建模;
- 2) 对最大的迭代数、蚂蚁个数,以及其他参数如 α, β, ρ 等进行初始化;
- 3) 将所有蚂蚁放在起点处,计算启发信息;
- 4) 根据状态转移概率方程确定要选择的路径;
- 5) 蚁群遍历所有节点后根据信息素策略更新信息素;
- 6) 保存每个循环中每只蚂蚁的路径和路径长度;
- 7) 循环执行 4) 至 6) 直到获得最优解或者达到最大迭代数.

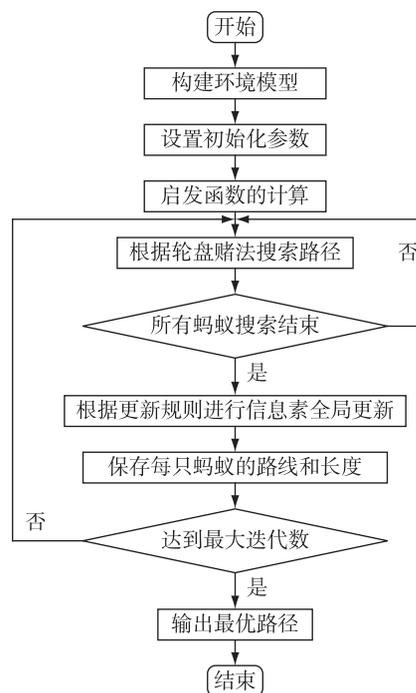


图 2 路径规划流程
Fig. 2 Path planning

4 实验结果与分析

为了检测改进的蚁群算法在机器人寻找最优路径中的效率,本文实验通过 pycharm 在 Windows 10 的系统下进行了大量的仿真实验.通过 20×20 的栅格环境,0 表示障碍节点,1 表示自由节点,环境中的所有障碍的范围都可以由各章障碍节点组合形成.对传统蚁群算法^[14]、文献[10]中改进的蚁群算法和本文改进的蚁群算法在相同的障碍环境下进行仿真

比较.3种蚁群算法初始设置为蚂蚁的个数 $M=50$, 最大迭代数为 200, $\alpha=0.9$, $\beta=4$, $\rho=0.2$, $Q=2$.

图 3a—3c 分别为传统蚁群算法、文献[10]蚁群算法以及本文改进蚁群算法的最优路径搜寻图,可以发现图 3a 和 3b 都能够在起始点到目标节点之间找到一条最短的移动路径,但传统的蚁群算法在初始环境相同的情况下明显比文献[10]蚁群算法得到的可行路径长.图 3b 和图 3c 相比,图 3c 中的最优路径长度优于图 3b 中的最优路径长度.

图 4a—4c 分别为传统蚁群算法、文献[10]蚁群算法以及本文算法的收敛曲线.由图 4a 可以看出传统蚁群算法在复杂环境下收敛曲线波动较大,寻优能力极不理想,在大规模的环境中其缺点暴露得非常明显,在迭代第 82 次找到最优路径并逐渐趋于稳定.图 4b 显示文献[10]算法在迭代第 69 次找到最优路径,在迭代第 69 次后趋于稳定.本文算法收敛曲线(图 4c)显示在迭代第 59 次找到最优路径,在此之后趋于稳定.

通过 3 个算法收敛曲线的对比,明显可以看出:传统蚁群算法收敛曲线波动较大、转折点过多;文献[10]中的蚁群算法和改进的蚁群算法在达到最大迭代数时虽都已收敛,但本文改进的蚁群算法收敛速度更快、更稳定,寻优的效果更好.3 种算法多次仿真实验的数据对比结果如表 1 所示.

表 1 仿真结果对比

Table 1 Simulation results

算法	最优路径长度	平均路径长度	转折点数量	收敛速度
传统算法	33.798 99	81.698 85	15	较慢
文献[10]算法	31.213 20	61.602 18	14	较快
本文算法	29.213 20	51.639 55	9	很快

从表 1 中的实验数据可以看出,本文改进的蚁群算法相对于传统算法和文献[10]中的算法最优路径长度缩短,收敛的速度也更迅速,且在各代路线的平均长度也优于其他两种算法.本文改进的蚁群算法从起点到终点规划轨迹有 9 个转折点,而传统的蚁群算法转折点有 15 个,说明改进的算法具有更好的路径搜索效率.仿真结果表明本文改进的算法具有更好的路径规划效果.

5 结束语

本文利用栅格法的便捷性对环境进行建模,对每个栅格进行标记,应用改进的蚁群算法从初始栅格移动到目标栅格进行路径搜索,找到最优路径.本

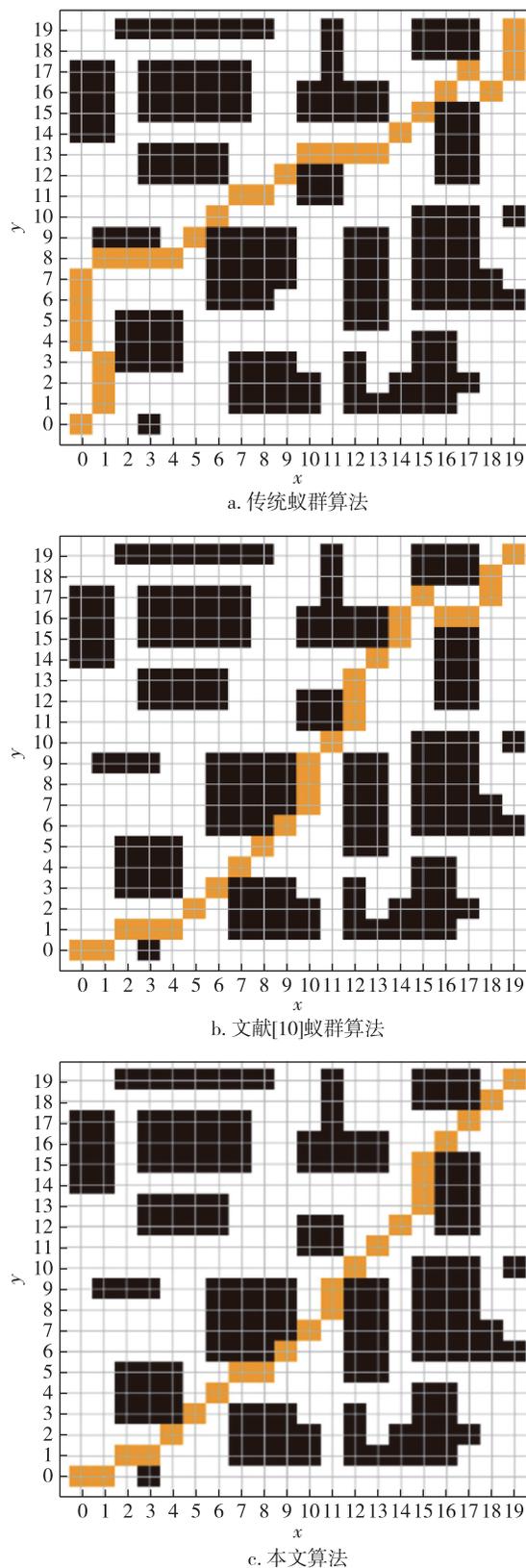


图 3 最优路径搜寻效果对比

Fig. 3 Optimal paths obtained by traditional ant colony (a), algorithm in Ref. [10] (b), and the improved ant colony algorithm (c)

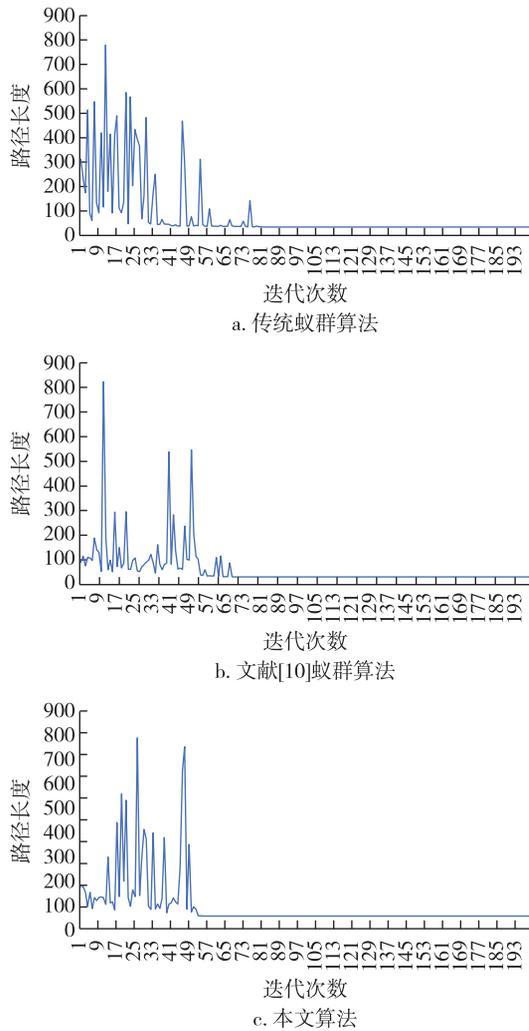


图4 收敛曲线

Fig. 4 Convergence comparison between traditional ant colony (a), algorithm in Ref. [10] (b), and the improved ant colony algorithm (c)

文主要创新在于:1)针对传统算法搜索的目的性弱、不能快速搜索到可行路径的问题,通过改进启发函数,增加蚁群搜索的目的性,降低陷入局部最优解的概率;2)本文提出了一种自适应变化信息素总量的方式,通过迭代次数的增加对信息素总量进行调整,提高全局搜索能力,使算法获得较快收敛速度.通过实验仿真验证了改进后的蚁群算法的优越性和有效性.

参考文献

References

- [1] 陈志,韩兴国.改进蚁群算法在移动机器人路径规划上的应用[J].计算机工程与设计,2020,41(8):2388-2395
CHEN Zhi, HAN Xingguo. Application of improved ant colony algorithm in mobile robot path planning[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(8): 2388-2395
- [2] 刘泽,金世俊,王庆.基于改进蚁群算法的机器人二维路径规划[J].传感器与微系统,2020,39(10):149-152
LIU Ze, JIN Shijun, WANG Qing. 2D path planning of mobile robots based on improved ant colony algorithm[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2020, 39(10): 149-152
- [3] 曹新亮,王智文,冯晶,等.基于改进蚁群算法的机器人全局路径规划研究[J].计算机工程与科学,2020,42(3):564-570
CAO Xinliang, WANG Zhiwen, FENG Jing, et al. Global path planning of robots based on improved ant colony algorithm[J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(3): 564-570
- [4] 李燕,钟磊.基于分子生物技术的DNA计算系统[J].淮海工学院学报(自然科学版),2014,23(4):9-13
LI Yan, ZHONG Lei. DNA computing system based on molecular biology technology[J]. Journal of Huaihai Institute of Technology (Natural Science Edition), 2014, 23(4): 9-13
- [5] 洪越,殷利平.基于遗传算法的非高斯系统随机分布控制[J].南京信息工程大学学报(自然科学版),2020,12(4):504-509
HONG Yue, YIN Liping. Genetic algorithm-based stochastic distribution control for non-Gaussian systems[J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition), 2020, 12(4): 504-509
- [6] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies[C]//Proceedings of ECAL91-European Conference on Artificial Life, 1991:124-142
- [7] 官娟,刘国华,刘天祺,等.基于MIMIC算法和RPCA的混合蚁群优化算法[J].南京信息工程大学学报(自然科学版),2020,12(5):569-576
GUAN Juan, LIU Guohua, LIU Tianqi, et al. A hybrid ant colony optimization algorithm based on MIMIC algorithm and RPCA[J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition), 2020, 12(5): 569-576
- [8] Stützle T, Hoos H H. MAX-MIN ant system[J]. Future Generation Computer Systems, 2000, 16(8): 889-914
- [9] 张原艺,章政,王泉.基于改进多步长蚁群算法的机器人路径规划[J].计算机工程与设计,2018,39(12):3829-3834,3866
ZHANG Yuanyi, ZHANG Zheng, WANG Quan. Robot path planning based on improved multi-step ant colony algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(12): 3829-3834, 3866
- [10] 占伟,屈军锁,芦鑫,等.基于改进蚁群算法的机器人全局路径规划[J].现代电子技术,2018,41(24):170-173
ZHAN Wei, QU Junsuo, LU Xin, et al. Global path planning based on improved ant colony algorithm for mobile robot[J]. Modern Electronics Technique, 2018, 41(24): 170-173
- [11] 陈劲峰,黄卫华,王肖,等.基于改进蚁群算法的移动

- 机器人路径规划[J].高技术通讯,2020,30(3):291-297
CHEN Jinfeng,HUANG Weihua,WANG Xiao,et al. Research on path planning based on an improved ant colony algorithm for mobile robot[J].Chinese High Technology Letters,2020,30(3):291-297
- [12] 杜玉红,张岩,赵焕峰.基于参数优化蚁群算法的机器人路径规划研究[J].现代制造工程,2020(9):7-14
DU Yuhong,ZHANG Yan,ZHAO Huanfeng. Research on robot path planning based on parameters optimized ant colony optimization[J].Modern Manufacturing Engineering,2020(9):7-14
- [13] 肖艳秋,焦建强,乔东平,等.蚁群算法的基本原理及应用综述[J].轻工科技,2018,34(3):69-72
XIAO Yanqiu,JIAO Jianqiang,QIAO Dongping,et al. Summary of the basic principles and applications of ant colony algorithm[J].Light Industry Science and Technology,2018,34(3):69-72
- [14] 刘泽,金世俊,王庆.基于改进蚁群算法的移动机器人二维路径规划[J].传感器与微系统,2020,39(10):149-152
LIU Ze,JIN Shijun,WANG Qing. 2D path planning of mobile robots based on improved ant colony algorithm[J].Transducer and Microsystem Technologies,2020,39(10):149-152

Mobile robot path planning based on improved ant colony algorithm

LI Yan^{1,2} JI Jiannan¹ SHEN Jiali¹ SU Rui¹

1 School of Automation,Nanjing University of Information Science & Technology,Nanjing 210044

2 School of the Internet of Things Engineering,Binjiang College of Nanjing University of Information Science & Technology,Wuxi 214105

Abstract Ant colony algorithm has slow convergence rate,low efficiency and often gets local optimal solution.We propose an adaptive way to change the amount of pheromones,which can speed up the convergence rate.We also improve the heuristic function to increase the purpose of ant colony search,as well as reduce the probability of falling into local optimal solution.Simulations are carried out to verify the effectiveness of the proposed algorithm,and the results show that the global optimal search ability and convergence rate are greatly improved.

Key words ant colony algorithm;grid method;path planning;pheromones