

控制与决策

Control and Decision

基于改进双层蚁群算法的移动机器人路径规划

张恒, 何丽, 袁亮, 冉腾

引用本文:

张恒, 何丽, 袁亮, 等. 基于改进双层蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2022, 37(2): 303–313.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0610>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

非平坦地形下移动机器人安全路径规划

Safe path planning of mobile robot in uneven terrain

控制与决策. 2022, 37(2): 323–330 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1221>

基于16方向24邻域改进蚁群算法的移动机器人路径规划

Mobile robots path planning based on 16–directions 24–neighborhoods improved ant colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(5): 1137–1146 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0600>

基于改进蚁群算法的水面无人艇路径规划

Path planning for unmanned surface vehicle based on improved ant colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(4): 847–856 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0839>

基于 $\text{pm}3\sigma$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划

Path planning of mobile robot based on $\text{pm}3\sigma$ normal probability interval population division using genetic ant–colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(12): 2861–2870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

凸优化与A*算法结合的路径避障算法

Convex optimization and A–star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

基于改进双层蚁群算法的移动机器人路径规划

张恒, 何丽[†], 袁亮, 冉腾

(新疆大学 机械工程学院, 乌鲁木齐 830047)

摘要: 为提升移动机器人的路径规划能力, 提出一种改进双层蚁群算法, 将蚁群划分为引导层蚁群和普通层蚁群. 为提升算法的收敛速度和路径的平滑程度, 在设计引导层蚁群启发函数时加大终点栅格的吸引力, 设计普通层蚁群启发函数的同时考虑起点、终点和转折点的影响; 针对复杂环境下蚁群算法死锁严重的问题, 为引导层蚁群设计应对死锁问题的自由寻路-剪枝策略, 当引导层蚁群发生死锁时可以迅速跳出并优化路径; 为进一步提升算法的运行效率, 每一次迭代后仅对长度较短的路径进行信息素更新, 并在信息素更新公式中引入次优路径抑制因子, 充分发挥不同层蚁群在搜索过程中的协作优势, 避免在迭代过程中陷入局部最优. 最后通过仿真实验验证所提出算法在大规模环境及复杂障碍环境下的可行性、高效性和鲁棒性.

关键词: 移动机器人; 路径规划; 改进双层蚁群算法; 信息素更新

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0610

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 张恒, 何丽, 袁亮, 等. 基于改进双层蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2022, 37(2): 303-313.

Mobile robot path planning using improved double-layer ant colony algorithm

ZHANG Heng, HE Li[†], YUAN Liang, RAN Teng

(School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

Abstract: An improved double-layer ant colony optimization algorithm is proposed for mobile robot path planning. This double-layer ant colony optimization algorithm consists of a guiding layer and a common layer. Firstly, the heuristic function of the guiding layer increases the attractiveness of the ending point to accelerate the convergence speed, and then, the influence of starting point, ending point and turning point is considered to design the heuristic function of the common layer for high search efficiency and smoothness. Besides, a freedom pathfinding-pruning method is designed for the guiding layer to solve the problem of deadlock in the complex environment, so that the guiding layer ant colony can avoid deadlock and optimize paths. Finally, an inhibited factor is applied to the pheromone update rule and only the ant finding the high ranked path in the current loop is allowed to update the pheromone, which can further exploit the collaborative advantages of the double-layer ant colony in the search process and avoid running into the local optimum. Simulation results show that the proposed algorithm is more effective and robust in the complicated and large environment.

Keywords: mobile robot; path planning; improved double-layer ant colony optimization algorithm; pheromone update

0 引言

路径的质量是机器人能否高效执行任务的重要影响因素之一^[1], 随着移动机器人由工业环境逐渐向医疗搬运、导航助行、仓储运输、餐饮服务等多领域应用, 对于移动机器人导航算法有了更高的要求. 许多智能优化算法已经逐渐应用于相关的研究领域中, 如遗传算法^[2]、蚁群算法^[3]、萤火虫算法^[4]等. 相较于采用图搜索^[5] (如 A*) 和采样^[6] (如 RRT) 等传统路径规

划方法, 蚁群算法可充分发挥并行计算的优势以减少时间成本, 并且能够对影响路径质量的多方面因素, 如路径长度、路径平滑程度、安全性等进行优化, 更符合机器人实际应用的需求, 且易于与其他搜索方法相结合.

为提升蚁群算法的运行效率, 文献[7]将蚁群算法与几何优化相结合, 消除寻路过程中产生的交叉路径后再进行信息素的更新, 提升了路径质量和算

收稿日期: 2020-05-22; 录用日期: 2020-12-03.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62063033, U1813220).

责任编辑: 方勇纯.

[†]通讯作者. E-mail: xju_heli@163.com.

法的运行效率. 文献[8]将蚁群算法与快速搜索随机树法相结合, 加快了算法的搜索速度. 文献[9]在起点与终点构成的矩形区域内增加初始信息素. 文献[10]在起点与终点之间的所有节点上增加初始信息素, 提升了算法的适应性和收敛速度. 文献[11-12]分别使用简化A*算法、爆炸烟花算法预先规划出一条路径, 在该路径上增加初始信息素引导蚁群寻路. 但在复杂环境下, 由于轮盘赌转移方式的随机性, 利用其他算法预先规划和增设某一区域的初始信息素无法保障蚂蚁始终沿这一路径或者区域的指引寻路, 不能很好地达到预期效果. 为避免单一的转移规则使蚁群算法陷入局部最优, 文献[13]采用自适应的状态转移方法及信息素更新方法, 实时调整参数, 在一定程度上提升了算法对不同环境的适应性和跳出局部最优解的能力. 文献[14]设计分段多启发函数, 同时对最优、最差路径分别加以奖励和惩罚, 扩展了算法的搜索空间并减弱了杂乱信息素的影响. 文献[15]在蚁群算法状态转移规则中引入多进化策略机制, 增加搜索结果的多样性以提升搜索质量和收敛速度. 同时仅对当前搜索的最优路径进行信息素更新, 避免较差路径蚂蚁分泌信息素对后续搜索过程产生的负面影响. 但现有改进算法仍会因为启发信息较为单一, 无法很好地适应多样化、非结构化的复杂环境, 在大规模复杂环境中数据波动过大, 算法稳定性较低. 为解决蚁群算法应用于路径规划时的死锁问题, 文献[16]对陷入死锁的蚂蚁不更新所在路径的信息素, 避免其他蚂蚁受到吸引陷入死锁. 文献[17]对死锁问题采用回退策略, 将陷入死锁的蚂蚁回退一格并将死锁栅格加入禁忌表中, 防止寻路过程中再次因该栅格死锁, 虽然解决了死锁问题, 但死锁回退后的路径仍然质量较差, 对于后续蚁群引导效果较弱, 在复杂障碍物环境下运行时间长.

本文提出一种改进双层蚁群优化算法, 通过对蚁群进行分类, 设计不同的启发函数, 令引导层蚁群起到引导作用, 由普通层蚁群寻找最优路径和消除冗余转折点, 进一步强化并行计算的优势, 并为引导层蚁群设计了自由寻路-剪枝的死锁问题处理策略. 最终通过改进的信息素更新规则使其协同工作, 提高大规模复杂环境下的运行效率和鲁棒性.

1 问题描述

1.1 环境模型的建立

目前, 在移动机器人路径规划中普遍采用栅格地图, 栅格地图将移动机器人工作空间划分为 M 行 N 列栅格. 由于无法准确评估传感器噪声等原因给地

图精度带来的影响, 实际应用中较难选取合适的栅格大小^[18], 通常将障碍物以机器人的半径膨胀后按一定的安全距离继续拓展, 此时障碍物边缘不满一格时占满整个栅格, 再重新生成栅格地图. 因此, 栅格地图上标出障碍物的边缘往往要比实际障碍物边缘大得多, 机器人在栅格地图中下一步运动的待选栅格与其相邻且未被障碍物占据的所有自由栅格都是安全的.

在栅格地图中, 黑色栅格表示因障碍物占据而禁止通行, 白色栅格表示可通行. 为便于蚁群算法存储路径等需求, 需对每一个栅格进行编号, 本文采用由左至右、由上至下的顺序编号, 分别为 $1, 2, \dots, M \times N - 1, M \times N$. 10×10 栅格示意图如图1所示.

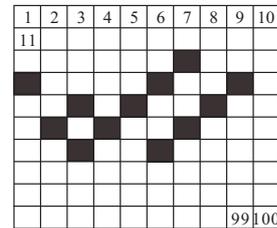


图1 10×10 栅格示意图

1.2 基本蚁群算法

蚁群算法在第1次迭代时, 通过启发信息寻找到起始点至目标点的可行解并分泌信息素, 之后的搜索过程受到信息素的吸引, 形成正反馈, 逐渐寻找到全局最优目标并收敛.

1.2.1 状态转移概率

状态转移是指蚁群的运动, 需要先计算蚂蚁的状态转移概率, 再按轮盘赌选择下一步前往的位置, 公式为

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{j \in a_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta}, & j \in a_k; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

其中: a_k 为蚂蚁 k 下一步允许选择的各位置集合; α 为信息素影响因子; $\tau_{ij}(t)$ 为点 i, j 间信息素浓度; β 为启发函数影响因子; $\eta_{ij}(t)$ 为启发函数, 是 i, j 间欧氏距离, 公式为

$$\eta_{ij}(t) = 1/\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}. \quad (2)$$

1.2.2 信息素的更新规则

信息素的更新指量化人工蚂蚁在路径上分泌的信息素及进一步模拟自然界中信息素的挥发过程, 公式如下:

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

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

其中: ρ 为挥发系数, 需设置在 1 以下; $\Delta\tau_{ij}(t)$ 为所有蚂蚁的信息素增量; $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 为第 k 只蚂蚁的信息素增量, 公式为

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q/L_k, & \text{tour}(i, j) \in \text{tour}_k; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

Q 为信息素强度, L_k 为第 k 只蚂蚁在本轮迭代中遍历完成后的路径总长。

2 改进双层蚁群算法

对于规模较小的普通地图, 蚁群算法经过足够次数的迭代后可以找到全局最优或接近最优的路径, 这是由于蚂蚁能够将地图完全遍历, 而在复杂环境下, 由于死锁等问题的存在是无法实现的。因此, 本文通过增设引导层蚁群并差异化改进不同层的启发函数, 设计死锁问题的自由寻路-剪枝策略, 最后在信息素更新阶段抑制迭代产生的次优路径以提升蚁群算法的鲁棒性和规划的效率。

根据障碍物的复杂程度和地图的规模大小将人工蚁群划分为引导层和普通层。当障碍物密集及地图规模较大时, 需要的引导层蚁群数量更多, 以便指引普通层蚁群更快寻找到最优路径, 按下式划分:

$$p = \text{ceil}\left(\frac{O_{\text{grid}}}{2A_{\text{grid}}} \cdot m\right), \quad (6)$$

$$q = m - p. \quad (7)$$

其中: p 为引导层蚁群数量, O_{grid} 为障碍物栅格总数, A_{grid} 为总栅格数量, m 为蚂蚁的总数量, q 为普通层蚂蚁数量。

2.1 引导层蚁群启发函数的设计

基本蚁群算法的启发函数是当前节点到待选栅格节点距离的倒数, 由于栅格地图下机器人转移规则的限制, 并没有实际意义, 只能引导蚂蚁沿着上下左右 4 个方向无目的运动。目前改进算法普遍使用当前节点到终点距离的倒数作为启发函数, 本文在此基础上进一步展开设计。

对于引导层蚁群而言, 需要在无初始信息素的前提下规划出合理的路径。因此本文设计启发函数时, 加大待选节点与终点栅格距离的影响, 使得引导层寻路策略近似于贪婪算法, 启发函数如下所示:

$$\eta_p = \frac{\max(\text{dis}) - \min(\text{dis}) + L_{\text{grid}}}{\text{dis}(J) - \min(\text{dis}) + L_{\text{grid}}}. \quad (8)$$

其中: $\max(\text{dis})$ 为所有待选节点到终点距离的最大值, $\min(\text{dis})$ 为所有待选节点到终点距离的最小值, L_{grid} 为栅格边长, $\text{dis}(J)$ 为当前计算的待选节点到终点栅格的距离。

2.2 普通层蚁群启发函数的设计

对于普通层蚂蚁, 首先对蚂蚁的爬行图展开分析, 图 2 为 30×30 随机栅格地图。将基本蚁群启发函数替换为待选节点与终点栅格距离的倒数后前 10 代所有蚂蚁的运动轨迹, 实验中不进行信息素的更新。仿真实验结果表明, 这种设计受到区域的影响, 在靠近终点附近, 终点对于蚂蚁的吸引力较强, 即使没有初始信息素积累也能找到一条较优的路径。而在远离终点的部分效果并不明显, 蚂蚁缺乏有利启发信息的指引, 产生了严重的死锁现象, 且在路径中往往会出现冗余转折点, 降低路径的质量。

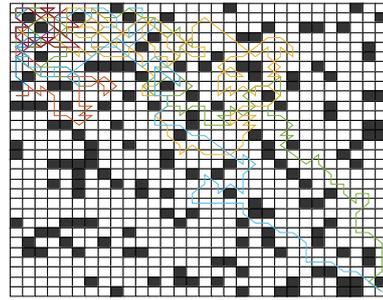


图 2 蚂蚁爬行图

鉴于此, 本文同时考虑终点和起点对蚂蚁的启发效果, 并添加了转角抑制因子, 以提升最优路径的平滑性, 最终设计的启发函数为

$$\eta_q = \frac{d_{\text{SJ}}}{d_{\text{JE}}} \cdot E_{\text{turn}}, \quad (9)$$

$$E_{\text{turn}} = \begin{cases} 1/L_{\text{grid}}, & t(J) = t(J-1); \\ 1/\sqrt{2}L_{\text{grid}}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (10)$$

其中: d_{SJ} 为待选节点到起点的距离; d_{JE} 为待选节点到终点的距离; E_{turn} 为转角抑制因子, 当待选栅格方向与上一栅格行进方向一致时, 取栅格边长的倒数, 否则取其斜边长的倒数, 以减少路径的转折点。

2.3 死锁问题的处理策略

死锁问题是指将蚁群算法用于路径规划时, 蚂蚁由于所有待选节点均为禁忌表中已走过的路径而停止寻路。在小规模、简单环境下, 可以对陷入死锁的蚂蚁通过不参与信息素更新, 假定其死亡的方式处理。而对于大规模、复杂环境, 蚂蚁往往有多代无法寻找到可行路径, 若都假定死亡, 不参与信息素的更新, 又会因信息素持续挥发使所有栅格间信息素处于极低的水平, 对算法运行带来严重的负面影响。

鉴于此, 本文提出一种自由寻路-剪枝的死锁问题处理策略。首先是自由寻路策略, 当蚂蚁陷入死锁而使待选节点数量为 0 时, 取消禁忌表对于蚂蚁的限制, 所有非障碍物占据的栅格纳入待选节点集合 J ,

并从中随机选择一个作为下一步前往的栅格 s , 即

$$s = \text{random}(J). \quad (11)$$

当自由寻路直至寻找到已走过路径之外的非障碍栅格时, 再对路径进行剪枝处理, 将脱离死锁状态时的栅格作为中转点, 删除第1次到达中转点前一节点与中转点之间的所有栅格, 并将这些栅格添加至局部禁忌表中. 自由寻路-剪枝示意图如图3所示.



图3 自由寻路-剪枝示意图

未处理前算法寻路顺序为1-7-12-17-16-11, 并于蓝色栅格11处陷入死锁, 此时经自由寻路在绿色栅格7、12、17、18中选择栅格17, 以原引导层蚁群状态转移规则选择不在禁忌表中红色非障碍栅格23脱离死锁, 中转点为23, 前一节点为17. 路径由1-7-12-17-16-11-17-23剪枝为1-7-12-17-23, 并将删除后的栅格16、11添加至局部禁忌表中. 所提出策略在帮助逃离死锁之外, 更有机会生成一条较优路径, 起到更好的引导作用.

在大量实验的基础上可知, 只需要一小部分蚂蚁持续找到最优解并进行有效的信息素更新, 其余蚂蚁会受到各代残留信息素引导使得陷入死锁的蚂蚁数量迅速降低, 因此本文仅对引导层蚁群采用死锁问题处理策略.

2.4 信息素更新规则的改进

每次迭代完成后, 基本蚁群算法每条路径上的信息素增量为信息素强度与路径长度的比值, 当路径长度相差不大时, 这种差异是很小的, 致使在复杂环境下, 蚁群算法极易陷入局部最优. 并且若一次迭代中有多个蚂蚁找到的较劣路径都经过同一个或多个栅格, 则该区域路径上的信息素就有可能超过本次迭代的最优路径, 很可能导致本次迭代的最优路径在下一阶段的迭代中被淹没. 因此, 基于高斯函数的特性进一步设计次优路径抑制因子, 即

$$\omega = r \cdot e^{-(m_i-1)^2 / (NC_{\max} - NC + 1)^2}. \quad (12)$$

其中: r 为抑制因子的影响常量, 是本次迭代最优路径的抑制因子取值; m_i 为路径长度排序后蚂蚁的序号; NC_{\max} 为最大迭代次数; NC 为当前迭代次数. 由函数特性易知, 随着迭代次数逐渐增加, 对次优路径的抑制效果越来越明显, 增强了蚁群算法的正反馈效果.

当蚂蚁数量 m 较多时, 产生的信息素分布杂乱, 容易对最优路径信息产生干扰, 因此以引导层蚁群总数为更新数量的阈值, 仅对路径排序小于阈值的路径进行更新. 改进后的信息素更新公式为

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \omega \cdot \Delta\tau_{ij}(t), \quad (13)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q/L_{m_i}, & m_i \leq p; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

2.5 改进双层蚁群算法的实现

step 1: 建立栅格图并对蚂蚁个数 m 、抑制因子影响常量 r 、最大迭代次数 NC_{\max} 、信息素影响因子 α 、启发函数影响因子 β 、信息素挥发系数 ρ 、信息素强化系数 Q 等参数初始化;

step 2: 将蚁群按式(6)和(7)划分为引导层蚁群和普通层蚁群;

step 3: 引导层蚁群按式(8)计算启发函数, 如发生死锁则按式(11)选择下一栅格, 否则按式(1)计算待选栅格的转移概率, 最后以轮盘赌法选择下一节点, 再转至 step 5;

step 4: 普通层蚁群按式(9)计算启发函数, 并按式(1)计算待选栅格的转移概率, 最后以轮盘赌法选择下一节点, 再转至 step 5;

step 5: 判断当前蚂蚁是否到达目标点, 若是则转至 step 6, 否则引导层蚁群转至 step 3, 普通层蚁群转至 step 4;

step 6: 蚂蚁个数 $m = m + 1$, 判断所有蚂蚁是否都完成了路径搜索, 若是则转至 step 7, 否则引导层蚁群转至 step 3, 普通层蚁群转至 step 4;

step 7: 记录本次迭代的最优路径, 并根据式(13)进行路径信息素更新;

step 8: 迭代次数 $NC = NC + 1$, 判断迭代次数是否达到预设迭代次数, 若是则输出最优路径及迭代曲线, 否则引导层蚁群转至 step 3, 普通层蚁群转至 step 4.

3 仿真实验分析

本文使用 Matlab 2014 a 软件, 在 2.3 GHz 处理器、4 GB 内存的 Windows 7 计算机上进行实验. 选取 α 、 Q 、 ρ 初始值时以文献[19]的参数为基础. 当启发函

数影响因子 β 取值较大时,蚁群算法易陷入局部最优^[20],综合文献[20] β 参数的实验结果,考虑到本文仿真环境更为复杂,蚁群算法更易陷入局部最优,因此选取 β 值为3.对于文献[15,17]的算法,由于与基本蚁群算法参数值差异明显,采用原文的仿真参数,具体如表1所示.

表1 仿真实验主要参数表

算法	α	β	Q	ρ	r
基本蚁群算法	1	3	100	0.3	—
本文算法	1	3	100	0.3	1
文献[15]算法	1	2	1	0.2	—
文献[17]算法	1	5	10	0.5	—

3.1 一般环境下的仿真实验验证

本文随机生成 20×20 和 50×50 不同规模的仿真地图进行实验,蚂蚁数量取50个,设定迭代次数为100,当各算法最佳路径均于50代以内趋于稳定时,绘制迭代图的最大代数50.每种算法执行50次,以绘制算法性能对比表综合评价.

3.1.1 20×20 仿真环境

图4为环境1路径规划结果对比.由图4(a)可见,基本蚁群算法、文献[15]算法以及本文算法均找到长为28.6274m的最短路径.但本文算法转折点只有4个,文献[15]算法为5个,基本蚁群算法为6个.由图4(b)可见,本文算法在收敛速度上具有明显优势,这是由于该算法采用双层蚁群协作的方式,引导层蚁群加快收敛速度,普通层蚁群搜索中优化了路径中的冗余转折点.

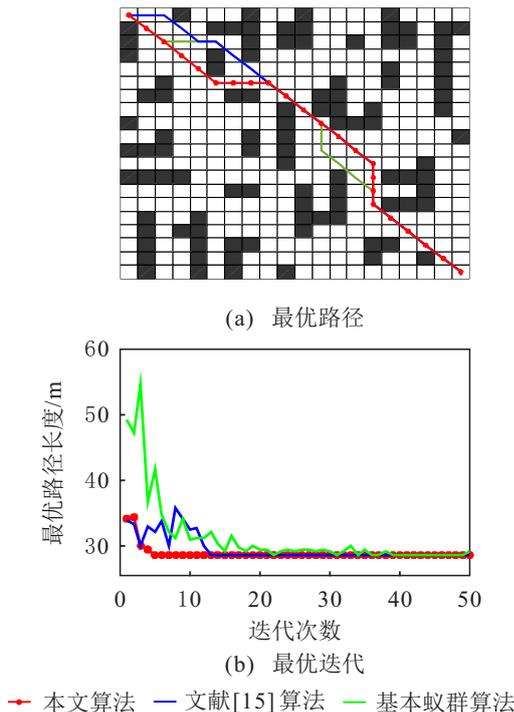


图4 环境1路径规划结果对比

表2为环境1算法性能对比结果.由表2可见,本文算法能够稳定找到全局最优路径,路径的拐点数也更少.并且由于收敛速度快,大幅缩短了寻优时间.

表2 环境1算法性能对比

评价标准	本文算法	文献[15]算法	基本蚁群算法
平均路径长度/m	28.6274	28.6557	29.0197
平均迭代次数/次	9	21	—
平均寻优耗时/s	0.34	0.63	1.35
平均拐点个数/个	4	7	8

3.1.2 50×50 仿真环境

图5为环境2路径规划结果对比.由图5可见,本文算法生成的最优路径是当前移动机器人转移准则下的全局最优解,而文献[15]算法和基本蚁群算法始终未能找到全局最优解.虽然文献[15]算法第1代寻找到的解在路径长度上与本文算法近似,但随后持续震荡,最终陷入局部最优,基本蚁群算法生成的路径质量较差且无法收敛.

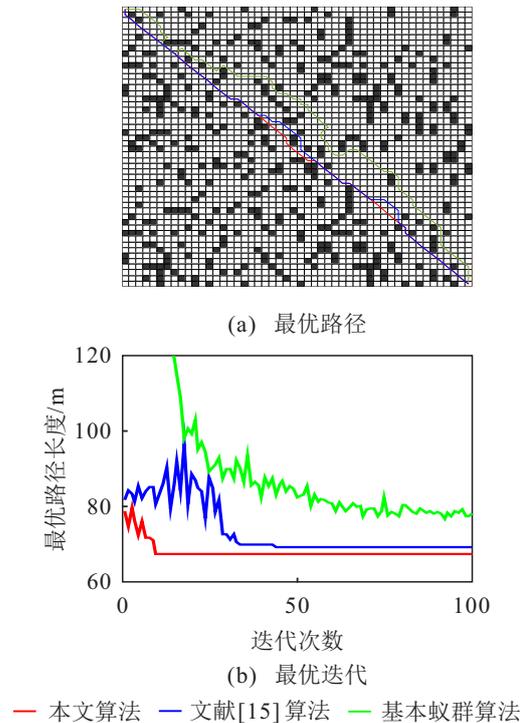


图5 环境2路径规划结果对比

表3为环境2算法性能对比结果.由表3可见,文献[15]算法和基本蚁群算法在运行过程中路径长度和拐点个数波动较大.而本文算法寻优时间较短,实验过程中稳定得到全局最优路径.与环境1的实验结

表3 环境2算法性能对比

评价标准	本文算法	文献[15]算法	基本蚁群算法
平均路径长度/m	71.0538	75.2296	84.5694
平均迭代次数/次	13	46	—
平均寻优耗时/s	1.47	4.41	9.38
平均拐点个数/个	11	25	42

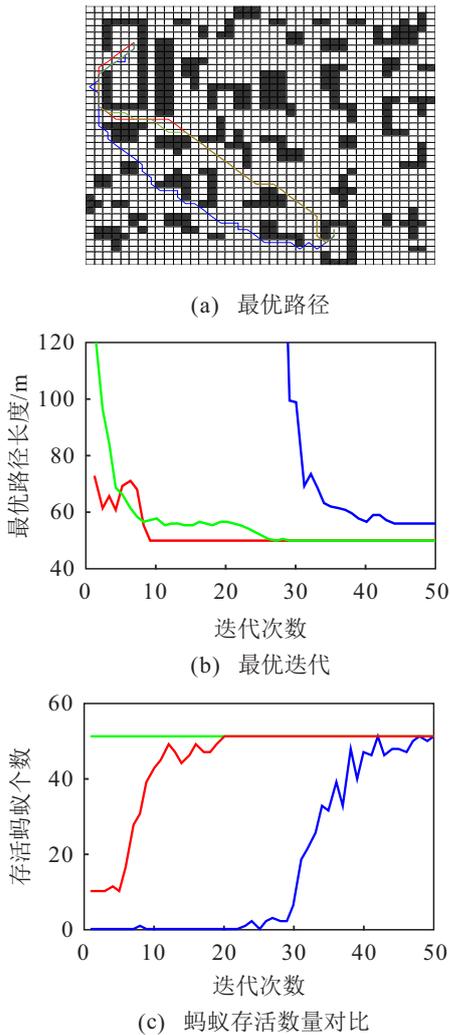
果相比,在规模较大的地图上,本文算法的改进效果更明显.

3.2 复杂障碍物环境下的仿真实验验证

本文除在小规模、大规模随机地图实验外,还进行了100次特定复杂障碍物环境实验.选取文献[17]的仿真环境并与其数据进行对比,寻优时间以文献[17]基本蚁群算法在简单环境的寻优时间进行换算.

3.2.1 40×40凹槽地形

图6为40×40(环境3)凹槽地形下的实验结果.由图6(a)可见,本文算法较文献[17]算法转折点减少了3个,由图6(b)可见,本文算法收敛明显加快.文献[15]算法路径质量较差,这是由于该算法没有解决复杂障碍物下的蚂蚁死锁问题.由图6(c)可见,文献[15]算法由于没有解决死锁问题,直至25代时才形成小规模蚁群,造成计算资源的浪费.本文算法和文献[15]算法的蚁群数量趋势表明,只要有一定规模数量的蚂蚁稳定得到可行解,蚁群算法其他蚂蚁也会受到有利信息素的指引而摆脱死锁,只对小规模的蚁群



— 本文算法 — 文献[15]算法 — 文献[17]算法

图6 环境3路径规划结果对比

设计死锁问题的处理策略更有利于减少计算开销.

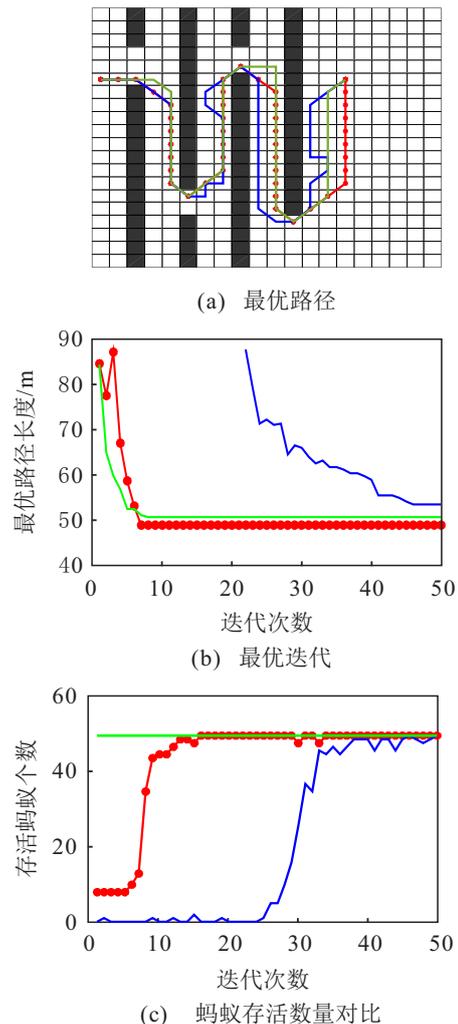
表4为环境3算法性能对比结果.由表4可见,本文算法始终能够保证所寻路径全局最优,转折点数量更少,收敛速度和耗时明显降低.文献[15]算法寻优时间也较短,但是路径质量较差,这是由于有效蚂蚁数过少.文献[17]算法计算时间过长,因为该算法对每一代每一只蚂蚁均回退保证存活,计算开销大.

表4 环境3算法性能对比

评价标准	本文算法	文献[15]算法	文献[17]算法
平均路径长度/m	50.5269	61.2467	51.8471
平均迭代次数/次	12	50	40
平均寻优耗时/s	1.32	2.56	58.83
平均拐点个数/个	12	33	13

3.2.2 20×20回廊地形

回廊地形由于空间狭小,极易发生死锁.图7为环境4路径规划结果对比.由图7(a)可见,本文算法仍规划出一条无冗余转折点的最短路径,长为48.9706m.由图7(b)可见,文献[15]算法和文献[17]算法均陷入局部最优解,而本文算法跳出了局部最



— 本文算法 — 文献[15]算法 — 文献[17]算法

图7 环境4路径规划结果对比

优. 由图7(c)可见, 普通层蚁群仍在迭代初期几乎完全死锁. 当有足够的信息素积累后数量迅速上升, 进一步验证了本文算法只对小规模蚁群设计死锁处理策略的设计思路是合理的.

表5为环境4算法性能对比结果. 由表5可见, 平均路径长度不等于48.9706m, 本文算法产生了波动数据. 这是由于部分路段既不远离起点, 也不靠近终点, 使得启发信息起到反作用. 即使通过引导层蚁群的自由寻路-剪枝规避了死锁风险, 从而得到可行路径并持续搜索, 但由于轮盘赌转移策略的随机性无法最终找到最优的路径组合, 即在部分搜索过程中未能

找到回廊环境下的最优路径, 使得所提出方法产生了波动数据, 但显然较其他算法表现更好, 更适合机器人实际运动, 寻优效率也更高.

表5 环境4算法性能对比

评价标准	本文算法	文献[15]算法	文献[17]算法
平均路径长度/m	49.5762	56.9397	51.0605
平均迭代次数/次	12	49	15
平均寻优耗时/s	1.68	2.01	5.60
平均拐点个数/个	12	27	13

3.3 算法实用性分析

本文所列出的4种仿真环境可能是实际问题中

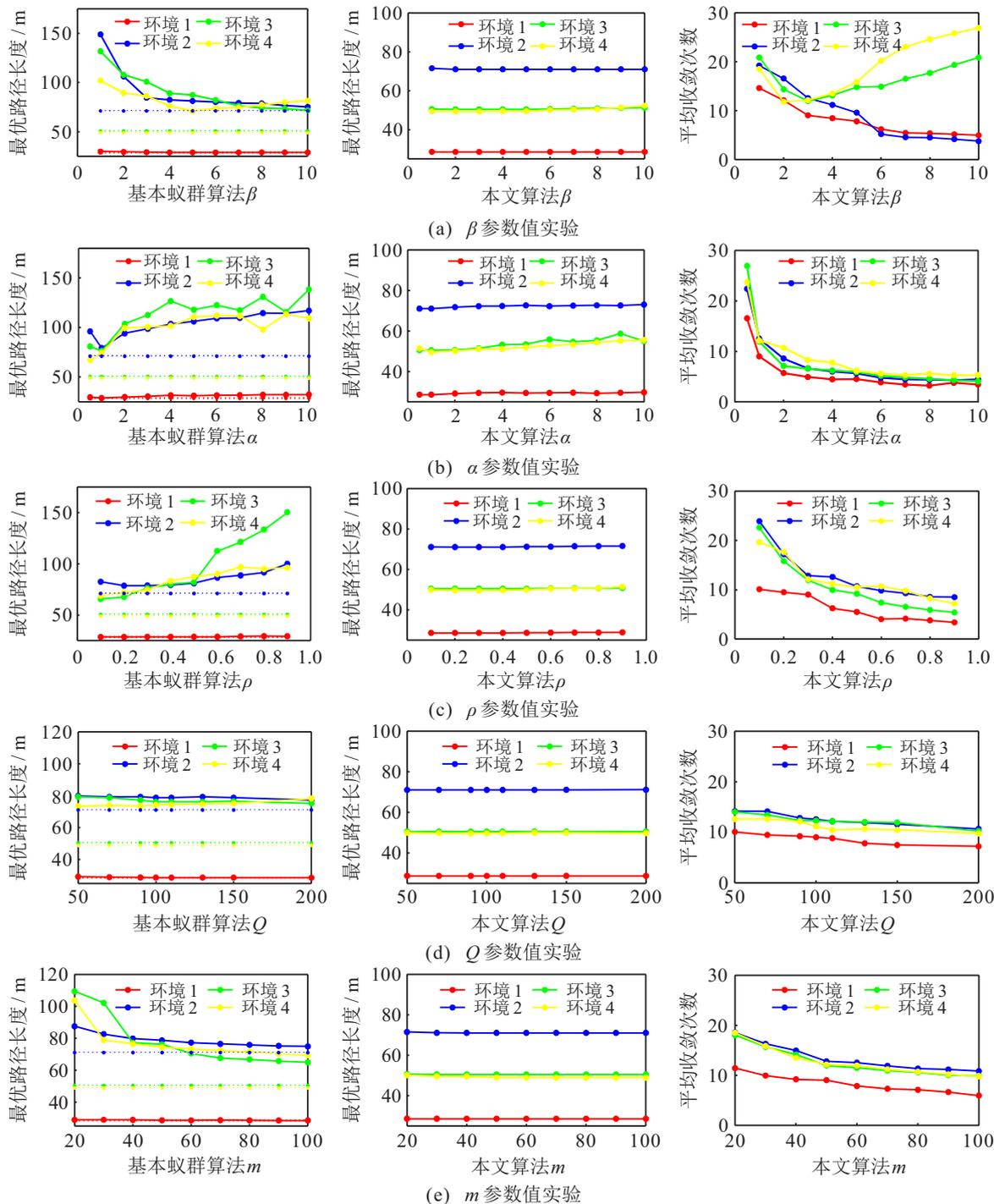


图8 不同环境各参数值综合实验

同一应用场景的不同区域,且在实际应用过程中实时判断选取何种参数组合较为复杂,也会严重影响到机器人工作效率.因此,参数变化对于寻路质量的影响程度,以及算法是否能针对不同场景具有同一组较优的参数组合也是算法实用性重要衡量标准之一.通过控制变量法选取最优参数组合,初选 α 、 ρ 、 Q 、 m 分别为1、0.3、100、50进行 β 参数实验,随后以得出的综合最优值进行后续实验.基本蚁群算法在环境2~环境4中无法找到最优路径,用虚线绘出最优路径便于对比.

3.3.1 β 参数值实验

β 参数值反映启发信息对蚂蚁寻路的影响程度,图8为不同死锁处理策略综合实验结果.由图8(a)路径长度变化曲线可见,基本蚁群算法在不同环境下差异明显,环境1~环境3随着 β 值增大路径长度不断缩短,但到达7后增速缓慢,而环境4在 β 取值为5时最优,故综合考虑 β 最优值仍选为7.而本文算法 β 取值2、3内路径长度都较优,这是由于 β 值过大在启发信息起反作用时会严重干扰蚁群寻路并容易陷入局部最优.根据收敛曲线,综合选取 β 值为3.

3.3.2 α 参数值实验

α 取值反映信息素对蚂蚁寻路的影响程度,由图8(b)可见,本文算法在各仿真环境下路径长度波动较小且路径长度较基本蚁群算法明显缩短,显然本文算法和基本蚁群算法均在 α 取值为1时最优.

3.3.3 ρ 参数值实验

由8(c)可见,当 ρ 值大于0.3时,基本蚁群算法寻路路径长度随 ρ 值增大而不断增大,这是由于信息素挥发较少导致蚁群更早陷入局部最优.而 ρ 过小会导致蚂蚁陷入随机搜索,导致对于不同环境基本蚁群算法 ρ 值没有固定最优区间,综合考虑取0.3为其最优值.本文算法则在范围0.2~0.3内均为最优值,根据平均收敛次数综合选取最优参数为0.3.

3.3.4 Q 参数值实验

Q 值变化仍反映信息素对蚂蚁寻路的影响,但 Q 参数值影响程度相对较小.由图8(d)可见,基本蚁群算法对于不同环境有不同的最优 Q 值且差异明显,100仍是其综合最优值.本文算法在区间90~110内路径长度均最优,结合收敛曲线图选取最优 Q 值为110.

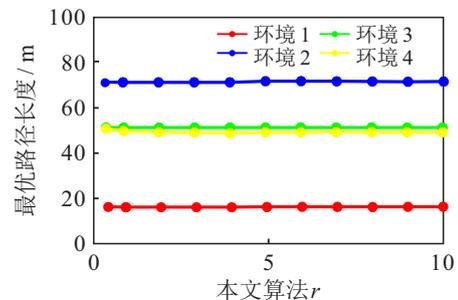
3.3.5 m 参数值实验

由图8(e)可见,当蚂蚁数量不断增加时,收敛速度逐渐加快,这是由于本文算法使用基于阈值的更新策略避免了杂乱信息素的影响.虽然增加数量后两

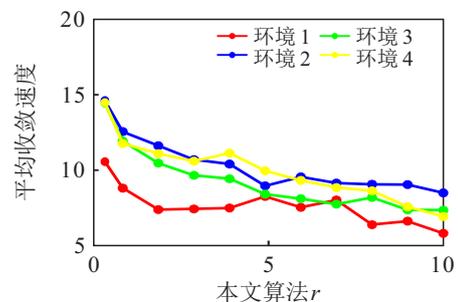
种算法路径长度都不断减小,但本文算法在30~50只蚂蚁时已经表现得较好,在60只蚂蚁时即可消除回廊地形下的波动数据.而基本蚁群算法在50只以后变化趋于停滞,在100只时仍未找到最优路径.显然 m 取值越大越有利于两种算法,但 m 值过大会加大计算开销.就实际应用而言,本文算法取值应在30~100之间,基本蚁群算法应选取50~100.

3.3.6 r 参数值实验

本文所提出抑制因子常量 r 体现了最优路径对算法寻优的影响,增大 r 时最优路径对后续蚁群影响更大.图9为本文算法 r 参数值实验.由图9可见,本文算法在 r 取值为2~4时较优,在5~8时略微上升,之后逐渐下降但无法达到最优值.这是由于过度强化最优路径对蚁群的影响,可能使算法难以跳出局部最优.结合收敛曲线,本文算法最优 r 值应为4.



(a) 不同参数路径质量分析



(b) 不同参数收敛速度分析

图9 本文算法 r 参数值实验

3.4 死锁解决方案对比实验

为验证死锁问题解决策略的改进效果,为基本蚁群算法添加回退策略和自由寻路-剪枝策略,进行大规模环境2及复杂环境3、4综合实验和无信息素干扰下回退策略与本文策略寻路质量对比实验.结合实验选取参数 $\alpha=1$, $\beta=7$, $\rho=0.3$, $Q=100$, $m=50$.

3.4.1 综合实验

图10为不同死锁处理策略综合实验.由图10可见,添加本文策略后所得的各代综合路径普遍优于传统禁忌表和回退策略.回退策略在路径长度方面优于基本蚁群算法,但其在环境3和环境4中的收敛曲线波动较大.虽然受蚁群算法的启发信息和信息

素更新机制的影响,在添加本文策略后仍无法完全收敛,但添加本文策略的方式改善了算法的收敛性,使得在各环境中逐渐趋于稳定.这是由于本文算法剪枝后的路径普遍较优,对后代蚁群不断地起到较好的引导作用.

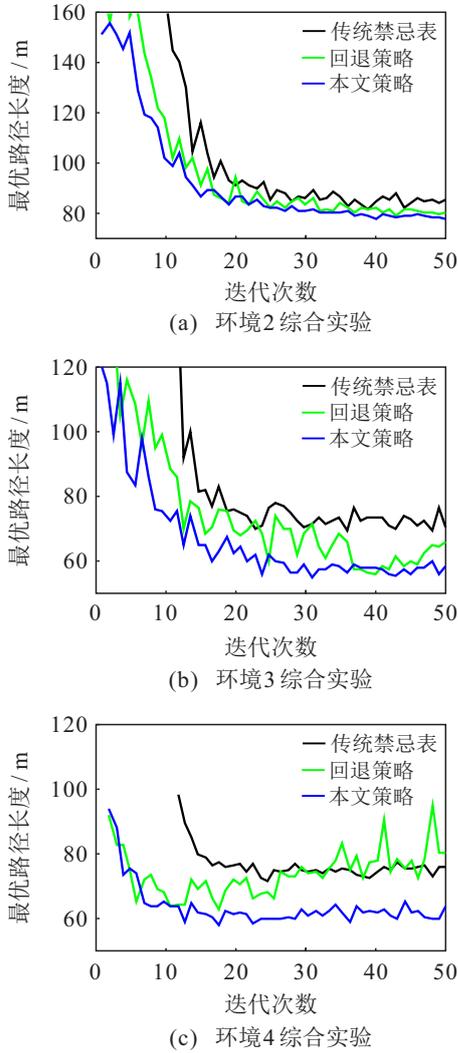


图10 不同死锁处理策略综合实验

表6为改进策略综合性能对比.由表6可见,本文策略在各环境平均及最优路径长度均最短,验证了本文所提出策略的有效性.

表6 改进策略综合性能对比 单位: m

评价标准	传统禁忌表	回退策略	本文策略	
环境2	平均路径长度	79.2514	75.8171	74.3627
	最优路径长度	77.7401	73.3970	72.2254
环境3	平均路径长度	76.2164	55.4826	52.5027
	最优路径长度	66.1228	53.3554	51.6985
环境4	平均路径长度	76.8347	65.2073	60.9844
	最优路径长度	71.6985	62.6274	57.5564

3.4.2 无信息素干扰下路径质量对比实验

为进一步验证本文所提出策略在帮助逃离死锁的同时,还能生成一条较优路径以起到引导作用,对

回退策略与本文策略第1代寻路质量进行对比.图11为第1代寻路最优路径.由图11可见,本文策略能够更好地生成散布在最优路径周围的路径,对后续蚁群寻路起到更好的引导作用.表7为改进策略寻路性能对比.由表7可见,所提出策略的最大路径长度和平均路径长度均小于回退策略,路径质量普遍更优,体

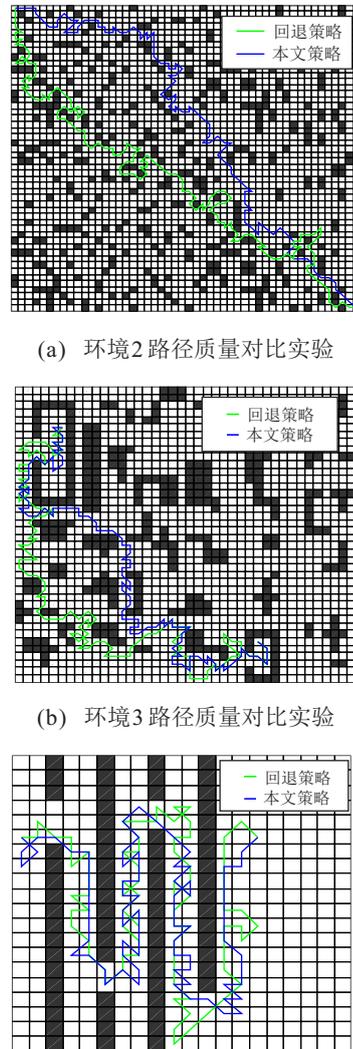


图11 第1代寻路最优路径

表7 改进策略寻路性能对比

评价标准	回退策略	本文策略	
环境2	平均路径长度/m	371.2659	268.2430
	最大路径长度/m	819.4185	434.5585
	遍历总栅格数/个	15662	10903
	最短路径长度/m	165.5858	133.9215
环境3	平均路径长度/m	474.2067	277.8954
	最大路径长度/m	817.3769	437.4875
	遍历总栅格数/个	19764	11626
	最短路径长度/m	140.0244	108.9117
环境4	平均路径长度/m	157.3305	140.1219
	最大路径长度/m	218.6518	186.8945
	遍历总栅格数/个	6654	5837
	最短路径长度/m	96.3259	89.8406

现了本文策略的优势. 本文策略第1代路径的遍历栅格总数也更少, 减少了对后代蚁群寻路起到负面影响的杂乱信息素.

3.5 双层蚁群分析

通过对启发函数进行差异化设置, 使得引导层启发函数更接近于贪婪算法. 虽然能够使算法快速收敛, 但原则上可能会导致引导层蚁群陷入局部最优. 对于该问题的影响, 所提出基于阈值的信息素更新策略通过对少量路径质量较好的蚁群进行更新, 一方面在算法初期使得引导层蚁群快速积累信息素, 另

一方面在之后完全筛除引导层蚁群, 尽量规避引导层蚁群陷入局部最优对算法带来的影响.

图12为各层蚁群参与信息素更新数量. 如图12所示, 在算法初期, 主要由引导层蚁群进行信息素更新, 经过一定次数的迭代后, 引导层蚁群被完全筛出. 此外, 本文算法选取了较小的 β 参数值以降低启发信息的权重, 进一步减缓了这一趋势.

4 结论

本文针对静态环境下的移动机器人路径规划问题提出了一种改进双层蚁群算法, 即增设引导层蚁群与原普通层蚁群共同迭代. 在复杂环境下存在大量死锁情况严重影响蚁群算法的稳定性, 因此为引导层蚁群设计出自由寻路-剪枝策略, 防止死锁并优化死锁后的路径, 通过足够数量的较优路径积累有利信息素, 最终使得绝大多数蚂蚁都能够有效地进行路径搜索. 为加快算法收敛速度, 差异化设置启发函数, 使得引导层启发函数更接近于贪婪算法, 能够快速收敛. 在设计普通层启发函数时, 考虑了起点和转折点对于路径的影响. 为强化较优路径对于蚁群的正向引导作用, 采用次优路径抑制因子减少次优路径上的信息素, 并仅对路径质量排在引导层蚁群总数以前的路径更新信息素, 尽量规避引导层蚁群陷入局部最优为算法带来负面影响, 同时避免复杂环境下路径长度差别不大或同一栅格蚂蚁频繁遍历导致迭代过程中最优解被淹没的情况.

不同规模和复杂度环境下的仿真实验表明, 所提出算法与基本蚁群算法以及其他改进算法相比有较大提升, 有效地减少了路径长度和冗余转角数量, 加快了迭代收敛速度和运行效率. 参数实验表明, 所提出算法受参数变化影响较小且有固定的最优参数组合, 在实际应用中有明显优势. 所提出算法也可与其他改进算法的分配初始信息素策略结合, 进一步加快运行效率. 后续将研究如何高效、准确地在大规模复杂环境下合理分配初始信息素. 所提出的应用于少量蚁群的自由寻路-剪枝的死锁问题处理策略也适用于其他改进算法, 可拓展性强.

参考文献(References)

- [1] Patle B K, Babu L G, Pandey A, et al. A review: On path planning strategies for navigation of mobile robot[J]. Defence Technology, 2019, 15(4): 582-606.
- [2] Kumar A, Kumar P B, Parhi D R. Intelligent navigation of humanoids in cluttered environments using regression analysis and genetic algorithm[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2018, 43(12): 7655-7678.
- [3] Fatemidokht H, Kuchaki R M. F-Ant: An effective

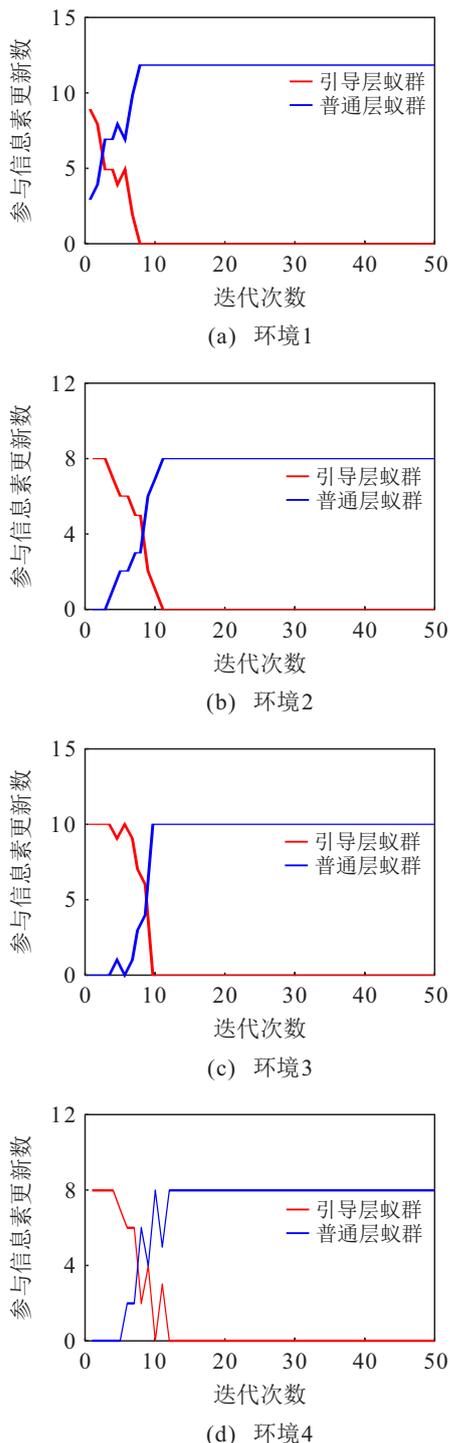


图12 各层蚁群参与信息素更新数量

- routing protocol for ant colony optimization based on fuzzy logic in vehicular ad hoc networks[J]. *Neural Computing and Applications*, 2018, 29(11): 1127-1137.
- [4] Hidalgo-Paniagua A, Vega-Rodríguez M A, Ferruz J, et al. Solving the multi-objective path planning problem in mobile robotics with a firefly-based approach[J]. *Soft Computing*, 2017, 21(4): 949-964.
- [5] Zhang X B, Wang J R, Fang Y C, et al. Multilevel humanlike motion planning for mobile robots in complex indoor environments[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2019, 16(3): 1244-1258.
- [6] Ryu H, Park Y. Improved informed RRT* using gridmap skeletonization for mobile robot path planning[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2019, 20(11): 2033-2039.
- [7] Liu J H, Yang J G, Liu H P, et al. An improved ant colony algorithm for robot path planning[J]. *Soft Computing*, 2017, 21(19): 5829-5839.
- [8] Viseras A, Losada O R, Merino L. Planning with ants: Efficient path planning with rapidly exploring random trees and ant colony optimization[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2016: 1-16.
- [9] 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.
(Jiang M, Wang F, Ge Y, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(2): 113-121.)
- [10] 王晓燕, 杨乐, 张宇, 等. 基于改进势场蚁群算法的机器人路径规划[J]. *控制与决策*, 2018, 33(10): 1775-1781.
(Wang X Y, Yang L, Zhang Y, et al. Robot path planning based on improved ant colony algorithm with potential field heuristic[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(10): 1775-1781.)
- [11] 黄辰, 费继友, 刘洋, 等. 基于动态反馈A*蚁群算法的平滑路径规划方法[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(4): 34-40.
(Huang C, Fei J Y, Liu Y, et al. Smooth path planning method based on dynamic feedback A* ant colony algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(4): 34-40.)
- [12] 张玮, 马焱, 赵捍东, 等. 基于改进烟花-蚁群混合算法的智能移动体避障路径规划[J]. *控制与决策*, 2019, 34(2): 335-343.
(Zhang W, Ma Y, Zhao H D, et al. Obstacle avoidance path planning of intelligent mobile based on improved fireworks-ant colony hybrid algorithm[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(2): 335-343.)
- [13] Jiao Z Q, Ma K, Rong Y L, et al. A path planning method using adaptive polymorphic ant colony algorithm for smart wheelchairs[J]. *Journal of Computational Science*, 2018, 25: 50-57.
- [14] Akka K, Khaber F. Mobile robot path planning using an improved ant colony optimization[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2018, 15(3): 1-7.
- [15] You X M, Liu S, Zhang C. An improved ant colony system algorithm for robot path planning and performance analysis[J]. *International Journal of Robotics and Automation*, 2018, 33(5): 527-533.
- [16] Wang D S, Yu H F. Path planning of mobile robot in dynamic environments[C]. *The 2nd International Conference on Intelligent Control and Information Processing*. Piscataway: IEEE, 2011: 691-696.
- [17] Dai X L, Long S, Zhang Z W, et al. Mobile robot path planning based on ant colony algorithm with A* heuristic method[J]. *Frontiers in Neurorobotics*, 2019, 13: 15.
- [18] 岳伟韬, 苏婧, 谷志珉, 等. 占据栅格地图的最佳栅格大小与地图精度[J]. *机器人*, 2020, 42(2): 199-206.
(Yue W T, Su J, Gu Z M, et al. Best grid size of the occupancy grid map and its accuracy[J]. *Robot*, 2020, 42(2): 199-206.)
- [19] 史恩秀, 陈敏敏, 李俊, 等. 基于蚁群算法的移动机器人全局路径规划方法研究[J]. *农业机械学报*, 2014, 45(6): 53-57.
(Shi E X, Chen M M, Li J, et al. Research on method of global path-planning for mobile robot based on ant-colony algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(6): 53-57.)
- [20] 刘建华, 杨建国, 刘华平, 等. 基于势场蚁群算法的移动机器人全局路径规划方法[J]. *农业机械学报*, 2015, 46(9): 18-27.
(Liu J H, Yang J G, Liu H P, et al. Robot global path planning based on ant colony optimization with artificial potential field[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(9): 18-27.)

作者简介

张恒(1995—), 男, 硕士生, 从事移动机器人路径规划方法的研究, E-mail: zhftw@163.com;

何丽(1986—), 女, 副教授, 从事服务机器人共融导航方法等研究, E-mail: xju_heli@163.com;

袁亮(1972—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能机器人、计算机视觉与图像处理等研究, E-mail: ylhap@163.com;

冉腾(1993—), 男, 博士生, 从事移动机器人定位与导航的研究, E-mail: ranteng@stu.xju.edu.cn.

(责任编辑: 魏冰)