

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104304

多层优化蚁群算法的移动机器人路径规划研究*

杨立炜 付丽霞 王 倩 杜凌浩 李 萍
(昆明理工大学 信息工程与自动化学院 昆明 650093)

摘 要:针对地图环境建模以及蚁群算法存在的问题,提出了一种移动机器人路径规划的多层优化方法。首先对 U 型陷阱栅格区域进行凸化处理,避免前期搜索混乱;设计新的状态转移规则,解决常规蚁群规划的路径过于紧贴障碍物的问题;改进距离启发式函数,有效提高算法收敛速度;设计平滑启发函数,增加蚂蚁局部探索时直行的机率,提升初始路径平滑性;提出按路程长度和平滑程度分配信息素的更新原则,利用优质蚂蚁进行全局信息素更新,进一步提高算法收敛速度;利用最大最小蚂蚁策略,防止蚁群陷入局部最优;通过二次路径优化策略,去除多余冗余点,进一步提升路径平滑性。仿真及实验结果表明,该方法能为移动机器人规划出一条安全且综合性能较好的路径,为路径规划的求解提供了一种切实可行的方法。

关键词: 蚁群算法;移动机器人;路径规划;多层优化
中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Multi-layer optimal ant colony algorithm for mobile robots path planning study

Yang Liwei Fu Lixia Wang Qian Du Linghao Li Ping
(School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China)

Abstract: A multi-layer optimization method for mobile robot path planning is proposed for the problems of map environment modeling and ant colony algorithm. In this method, firstly, the U-trap raster region is convexized to avoid the pre-search confusion, a new state transfer rule is designed to solve the problem that the path of conventional ant colony planning is too close to the obstacles, the distance heuristic function is improved to effectively improve the convergence speed of the algorithm, the smoothing heuristic function is designed to increase the chance of ants going straight when local exploration is performed to improve the initial path smoothing, the update principle is proposed to allocate pheromones according to the distance length and The update principle of pheromone assignment by distance and smoothness is proposed to further improve the convergence speed of the algorithm by using high-quality ants for global pheromone update, the maximum-minimum ant strategy is used to prevent the ant colony from falling into local optimum, the redundant points are removed by the secondary path optimization strategy to further improve the path smoothness. Simulation and experimental results show that the method can plan a safe and comprehensive path for the mobile robot, which provides a practical method for the solution of path planning.

Keywords: ant colony algorithm; mobile robot; path planning; multilayer optimization

0 引 言

在移动机器人领域,路径规划一直是自主导航最关键的一个环节,其主要目的是在有障碍物的环境中,根据

一定的评价准则(如能耗最优和路程最短等),搜索出一条从起始位置到目标位置最优或次优路径^[1]。近年来相关学者对路径规划进行了大量的研究来提高路径规划的效率,涌现出如麻雀搜索算法^[2]、天牛须搜索算法^[3]、鲸鱼优化算法^[4]以及蚁群算法^[5]等仿生智能优化算法。智

能优化算法各具特点和优势,较 A* 算法^[6] 和 RRT 算法^[7] 等传统算法,能较好的适应复杂多变的环境。目前对环境地图模型的优化研究成果较少,大多数学者研究都集中在路径规划算法本身的改进上。然而地图模型的精确度会直接影响到机器人的姿态感知及算法性能^[8],复杂环境地图模型优化问题及其路径优化问题都应该成为移动机器人路径规划的研究重点。此外,大多数的研究也过于局限在对路程长度的优化上,而忽略了路径的曲折程度、安全性等方面^[9] 都要满足机器人实际工作的需求。

蚁群算法是 Dorigo 受自然界蚁群觅食行为启发而提出的一种启发式搜索算法。该算法在移动机器人路径规划领域取得了较好的效果,但也存在收敛速度慢、易陷入局部最优等问题。文献[10]将改进蚁群算法和 A* 算法有机融合,优化了蚁群算法的搜索方向和收敛速度。当蚂蚁陷入死锁状态时。文献[11]采用惩罚机制改进回退策略,减小无效蚂蚁对信息素更新的影响,提高了算法求解的多样性。文献[12]结合自适应状态转移策略和自适应信息素策略,将所提自适应多态蚁群算法成功运用于智能轮椅的路径规划邻域。文献[13]通过改进状态转移规则,在保持种群多样性基础上加快了算法的收敛速度,但算法结构复杂且计算量大。文献[14]对初始信息素进行不均分布,虽然降低了蚁群前期搜索的盲目性,然而该方法将起点和终点组成的矩形区域均作为了有利区域,区域内的信息素基本相同,该方法不适用于复杂环境。文献[15]对已规划的路径进行后期优化,使得路径更符合移动机器人运动需求,提高工作效率。

本文针对地图环境建模以及蚁群算法存在的问题提出了多层优化的蚁群算法。第1层对地图进行凸化预处理,以减少蚂蚁死亡数,提高算法搜索效率。第2层对蚁群算法进行优化:1)设计新的状态转移规则,以邻接栅格转向为基础构造邻域转移矩阵,解决传统蚁群算法规划路径与障碍物擦边和穿过对角障碍的问题,保障路径的安全性;2)为提升初始路径的平滑性,引入平滑启发式函数增加蚂蚁局部转移时直行的机率;3)并改进传统以欧氏距离为单一指标的启发式函数,提升算法的收敛速度;4)提出按综合性能分配信息素的更新原则,并利用优质蚂蚁进行全局信息素更新,进一步提高算法求解性能;5)利用最大最小蚂蚁系统调节信息素增量,防止蚂蚁陷入局部最优。第3层对蚁群算法所规划的路径进行二次优化,进一步提高路径综合性能,提高移动机器人工作效率。

1 问题描述

1.1 栅格环境模型的建立

在二维平面为机器人建立图1所示的 $M \times M$ 的机器

人行走区域,图1中黑色栅格表示障碍物区域,白色栅格表示自由通行区域。按从上到下、从左到右顺序,依次标记栅格序号 $1, 2, \dots, i$, 序号为 i 的栅格对应栅格坐标中心 (x, y) 的关系式为:

$$\begin{cases} x = \begin{cases} \text{mod}(i, M) - 0.5, & \text{mod}(i, M) \neq 0 \\ M + \text{mod}(i, M) - 0.5, & \text{其他} \end{cases} \\ y = M + 0.5 - \text{ceil}(i / M) \end{cases} \quad (1)$$

式中: mod 表示求余运算; ceil 表示向上取整运算; M 表示栅格地图横轴的最大值。

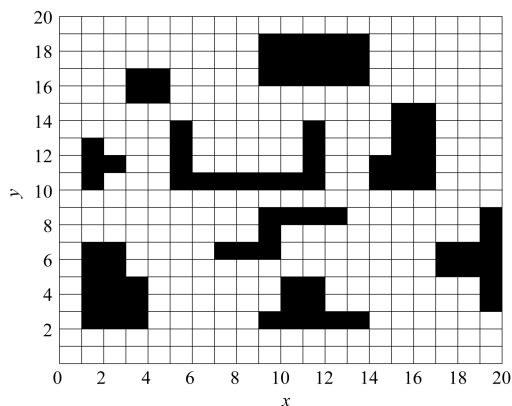


图1 栅格地图

Fig. 1 Raster map

1.2 U型陷阱预处理

U型陷阱是指栅格地图中障碍物形成一个类似字母U的半封闭空间。蚂蚁搜索进入U型陷阱时,需要退出U型陷阱这一过程才能继续往前搜索;若无法逃脱,则会陷入“死锁”状态。解决陷阱问题的传统方法有蚂蚁回退策略^[11]和蚂蚁夭折策略^[16]。当环境中存在较多陷阱或陷阱较深时,蚂蚁回退策略会使得蚂蚁大量地反复后退、标记以及判断,降低了算法求解效率。而环境中存在较多陷阱时,蚂蚁夭折策略会使得大量陷入U型陷阱的蚂蚁自然死亡,这就意味着该路径的信息素得不到有效更新,降低了算法求解质量。为此,文献[11]采用惩罚机制改进回退策略,减小无效蚂蚁对信息素更新的影响,提高了算法的求解质量,但蚂蚁反复的前进和后退仍会增加算法求解时间。

为解决上述存在的问题,在全局路径规划开始前,预先识别U型陷阱并进行凸化处理^[17],进而在路径规划中屏蔽U型陷阱。与常规单一的凸化处理不同的是,本文基于自带平滑特性的蚁群,可以规划出综合性能更优的路径,更符合机器人的工作特性。当栅格之间的关系满足式(2)的条件时,即为U型陷阱。

$$\begin{cases} G(i) = G(i + x) = 1 \\ G(i + n \cdot M) = G(i + x + n \cdot M) = 1 \\ G((i + n_{\max} \cdot M) \sim (i + x + n_{\max} \cdot M)) = 1 \end{cases} \quad (2)$$

式中: i 表示任意序号的栅格; x 为整数, $2 \leq x \leq M-1$; n 为整数, $1 \leq n \leq M-1$; $G(i)=1$ 表示栅格矩阵 G 中的障碍栅格。图 2 所示为原 U 型环境, 图 3 所示为凸化处理后的环境模型, 其中灰色栅格为虚拟障碍栅格。

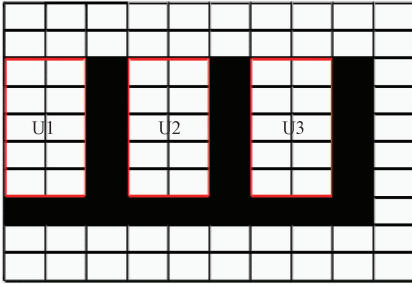


图 2 U 型障碍物

Fig. 2 U-shaped obstacle

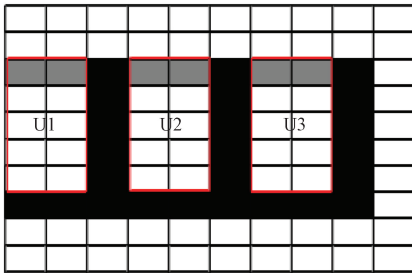


图 3 凸化处理

Fig. 3 Convexification process

1.3 安全性考虑

为移动机器人设计有效的导航策略, 进行安全性的路径规划对于机器人具有重要意义。文献[18]在移动机器人上装配高分辨率激光扫描仪使其能实时规划路径, 并通过二次路线优化确保其安全性, 然而研究首先集中的是寻找最短路径而不是考虑安全性, 若集中于确保安全的路径规划, 会导致大量和繁重的计算。文献[14]将障碍物以机器人的安全半径进行膨胀, 膨胀后填满整个栅格, 但该方法适用于建模精确度较高的环境地图。在低精确度建模环境下, 文献[19]提出了一种改进加权邻接矩阵, 改进蚂蚁步行规则, 避免了穿越不安全的狭窄区域, 但该方法规划的路线过于紧贴障碍物, 不利于机器人通行的安全性。

为解决上述问题, 本文以文献[20]的邻接栅格转向为基础构造存储地图信息的八邻域转移矩阵, 改进传统蚂蚁局部探索路径的方式, 具体如下: 1) 设定图 4 所示的蚂蚁局部探索时的八邻域标号, 其中偶数转向标号用于直向转移栅格, 奇数转向标号用于斜向转移栅格; 2) 为了避免碰撞, 规定奇数转向标号栅格两侧的栅格均为自由栅格时, 才能向该斜向栅格转移, 转向示意图如图 5 所示。

$$D(i, j) = \begin{cases} Lgrid, \text{mod}(Dirn(j), 2) = 0 \& G(Dirn(j)) = 0; \\ \sqrt{2} \times Lgrid, \text{mod}(Dirn(j), 2) = 1 \\ \& G(Dirn(j)) = 0 \\ \& G(Dirn(j) - 1) + G(Dirn(j) + 1) = 0; \\ Inf, \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $D(i, j)$ 表示在八邻域范围内从当前栅格 i 转移到栅格 j 的转移距离; $Dirn(j)$ 表示待转移栅格的转向标号; Inf 表示不可转移。

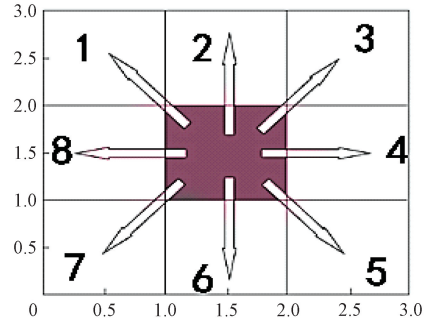


图 4 蚂蚁转移方向

Fig. 4 Ant transfer direction

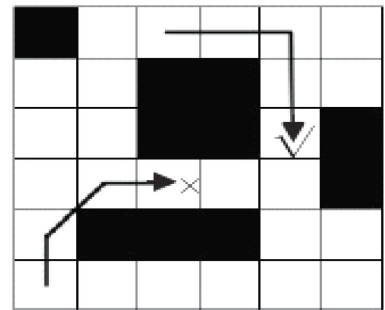


图 5 蚂蚁转向示意图

Fig. 5 Schematic diagram of ant steering

2 改进蚁群算法

蚁群算法是一种启发式算法, 其核心是通过信息素和启发式信息共同作用来传递路径选择概率。

2.1 启发式函数的设计

本文综合路径的曲折性和路程长度作为优化目标, 将传统启发式函数改进如下:

$$\eta_{ij}^k(t) = r_{ij}^k(t) + \varphi_{ij}^k(t) \quad (4)$$

式中: $\eta_{ij}^k(t)$ 为改进启发式函数, 用于引导蚂蚁 k 从当前栅格 i 转移到综合性能较优的栅格 j ; $r_{ij}^k(t)$ 为平滑启发式函数; $\varphi_{ij}^k(t)$ 为改进的路程启发式函数。

1) 平滑因素

传统蚁群算法的蚂蚁在栅格化环境寻找路径的过程

中,易出现转弯次数过多,累计转折角过大等问题。若运用于实际的场景,移动机器人所得到的路径虽然总体上长度较短,但转角过多或过大,机器人在经过拐角时需要调整自身状态以适应角度转变,导致行驶难度加大,行驶时间增加等问题。针对这些问题,设计启发函数时,通过增加蚂蚁转移时直行的机率,以减少路径的转折点,平滑启发式函数如下:

$$r_{ij}^k(t) = \begin{cases} u, & \text{Turn}(J) = \text{Turn}(J-1) \\ \frac{u}{J(\text{allowed})}, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: u 表示平滑启发式函数权重; $\text{Turn}(J)$ 表示蚂蚁待转移的栅格转向标号,若前后两次转向标号相同,则有较大概率沿着该方向继续前行; $J(\text{allowed})$ 表示八邻域范围内可选栅格数。

2) 路程因素

传统蚁群算法的早期阶段,路径上信息素浓度差异较小,当前位置的下一待选位置集合与目标点距离的差异也较小,从而导致蚁群前期搜索的混乱。针对该问题,设计启发函数时,加大待选节点与终点栅格距离的影响,使得寻路策略近似于贪婪算法,改进后的距离启发式函数如下:

$$\varphi_{ij}^k(t) = \begin{cases} k \frac{|MAX - d(j, E)|}{MAX - MIN + 1} \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中: MAX 与 MIN 表示待转移栅格 j 到终点 E 的最大与最小距离; $d(j, E)$ 表示待转移栅格到目标栅格的欧氏距离; k 为距离启发式函数的权重。

2.2 改进信息素更新

传统信息素的更新方法是蚁周模型,该方法没有考虑路程长度与平滑性相协调。因此本文在每轮迭代结束后,都会综合考虑当前路径的路程长度和转弯次数作为信息素更新依据,并考虑了最优解和最差解对路径的影响,局部信息素更新策略如下:

$$\Delta \tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{S_k(t)} + Q \frac{S_{best}}{S_{worst}}, & j \in \text{allowd}_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$S_k(t) = L_k(t) + T_k(t) \quad (8)$$

式中: $\Delta \tau_{ij}^k(t)$ 表示路径 ij 的局部信息素增量; Q 为信息素强度; $s_k(t)$ 为第 t 次迭代中蚂蚁 k 走过路径的综合指标,根据综合指标进行信息素分配,指标越小路径越优,综合指标包括第 t 次迭代中蚂蚁 k 走过的路径长度 $L_k(t)$ 及其转弯次数 $T_k(t)$; S_{worst} 为当前迭代中最差蚂蚁的路径综合指标, S_{best} 为当前迭代中最优蚂蚁的路径综合指标。

由于蚂蚁在任何一个循环中建立的路径都会对后续蚁群的决策产生影响,如果建立的路径不是最优的,就会

误导后续蚁群^[14]。考虑到算法迭代前期最优蚂蚁数量较少,最差蚂蚁数量较多,随着迭代的进行最优蚂蚁数量会增多,最差蚂蚁会减少。为提高全局优化能力,扩大优质蚂蚁对算法收敛性的影响,改进全局信息素更新如下:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho) \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k(t) + \delta \frac{b}{w} \quad (9)$$

式中: ρ 为信息素挥发因子; m 表示蚂蚁总数; δ 为优质蚂蚁调节系数; b 为当前迭代中最优蚂蚁数目; w 为当前迭代中最差蚂蚁数目。

为解决蚁群算法易陷入局部最优解的问题,利用最大最小蚂蚁系统将路径上信息素的总量控制在一定范围内,使得蚂蚁可以搜索到更广泛的未知领域,信息素更新规则如下:

$$\tau_{ij}(t) = \begin{cases} \tau_{\max}, & \tau_{ij}(t) > \tau_{\max} \\ \tau_{ij}(t), & \tau_{\min} \leq \tau_{ij}(t) \leq \tau_{\max} \\ \tau_{\min}, & \tau_{ij}(t) < \tau_{\min} \end{cases} \quad (10)$$

3 二次路径优化

目前路径规划研究大多是基于栅格法建立的理想环境模型,没有考虑到移动机器人的实际工作条件。而且栅格建模的设定直接限定了路径规划的精确度,所规划路径存在冗余拐点,不符合机器人实际的工作特性。本文基于二次路径规划策略,对改进蚁群得到的初始路径进行二次优化,去除多余节点。二次路径规划将调整路线方向,不再是固定的直线方向或转弯,使移动机器人在工作环境中更加灵活,减少移动机器人运行时间和能耗的损失,提高工作效率^[15]。由栅格路径可知,路径上的每一个节点都对应一个父节点和一个子节点,从父节点到子节点的能量消耗为 $g(n)$,若子节点能与父节点满足连通条件(父节点与子节点的连线不与障碍物相交,且连线与障碍物的距离小于安全距离阈值 λ),则找到了一条能量消耗 $g(n)$ 较少的路径,实施步骤如下。

1) 确定起始点 S , 目标点 E , 设定安全距离阈值 λ , 提取初始路径节点序列 $P = \{P_k \mid k = 1, 2, \dots, m\}$, 拐点序列 $M_i = \{D_i \mid D_i \in P_k, i = 1, \dots, n\}$, 其中 m 为路径总节点数, n 为路径拐点数。

2) 首先连接 S, M_1, M_2 , 分别作为父节点、当前节点、子节点,后续优化过程中的父节点为从待优化路径的节点中选择,当前节点和子节点均从拐点序列中选择。

3) 如果节点 S, M_2 满足连通条件,则去掉当前节点 M_1 , 直接连接两个节点。然后 M_3 作为当前节点, M_4 作为子节点,继续判断原路径 M_2 到 M_3 的路径序列中是否存在满足连通条件的父节点能与子节点连通。若节点 S, M_2 不满足连通条件,则 M_2 作为当前节点, M_3 作为子节点,判断原路径 M_1 到 M_2 的路径序列中是否存在某一

父节点能与子节点连通。

4) 重复以上操作依次遍历所有路径节点,删除中间冗余节点,则最终更新后的路径为仅包含起始点、转折点、目标点的节点序列。

值得一提的是,本文算法具有拓展性。若上述操作后路径中仍可能存在多余转折点,则可多次循环算法,直至删除所有中间冗余节点,实现路径最优。如图6~8所示,根据改进蚁群算法得到的初始节点序列为 S, M_1, M_2, M_3, M_4, E , 经过第一次循环后节点序列为 S, M_2, M_4, E , 经过第二次循环后节点序列为 S, M_2, E 。

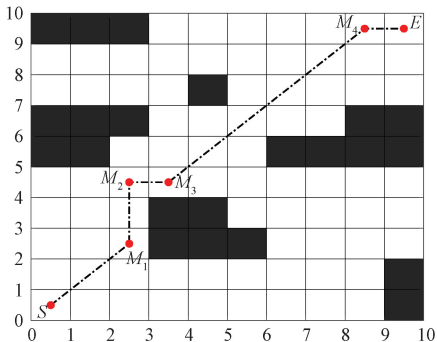


图6 原始路径

Fig. 6 Original path

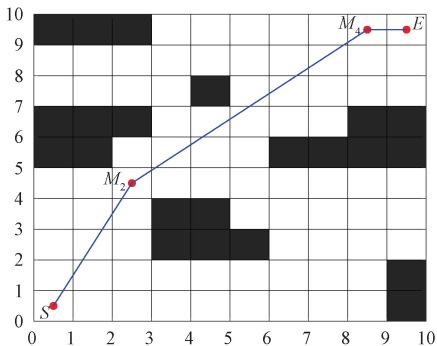


图7 二次优化的路径

Fig. 7 Secondary optimization path

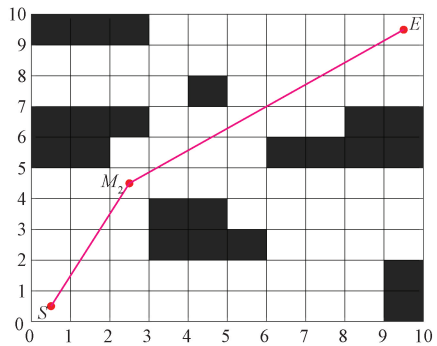


图8 最终优化的路径

Fig. 8 The final optimized path

4 改进算法的实现流程

本文提出了多层优化的改进蚁群算法实现移动机器人路径规划,算法实现步骤如下。

1) 对机器人的工作环境进行栅格法建模,识别U型陷阱,并进行凸化处理。

2) 算法参数初始化,如蚂蚁数量 m 、迭代次数 $N_{c_{\max}}$ 、信息素启发因子 α 、期望启发因子 β 等。

3) 判断本轮蚂蚁数量是否达到最大值,若是跳转至步骤7,否则,蚂蚁数量加1。

4) 对蚂蚁当前所处栅格的八邻域按式(3)进行搜索,记录下可转移的自由栅格的编号并存入矩阵,作为下一步可选节点,将不可转移的栅格加入到禁忌表中。

5) 由式(11)计算蚂蚁转移概率,利用轮盘赌确认转移栅格。

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}^k(t)]^\alpha [\eta_{ij}^k(t)]^\beta}{\sum_{j \in allowed_i} [\tau_{ij}^k(t)]^\alpha [\eta_{ij}^k(t)]^\beta}, & j \in allowed_i \\ 0, & j \notin allowed_i \end{cases} \quad (11)$$

式中: $allowed_i$ 表示可选邻域栅格集合; $\tau_{ij}^k(t)$ 为改进算法后的信息素浓度; $\eta_{ij}^k(t)$ 为改进后的启发式函数。

6) 判断蚂蚁是否走到终点栅格,若是,返回步骤3),否则,返回步骤4)。

7) 本轮所有蚂蚁完成一次搜索后,根据式(8)~(10)进行信息素更新,更新完成后将蚂蚁数清零,迭代次数加1。

8) 如果达到最大迭代次数,迭代终止,输出最优路径并绘制收敛曲线,否则,跳转至步骤3)继续进行搜索。

9) 进行二次路径优化,输出最优路径,算法结束。

5 算法仿真及评价

为验证本文所提的多层优化蚁群算法的有效性,进行3个仿真实验。由于与其他算法参数值设置存在差异,因此直接采用原文实验数据进行对比分析。考虑不同算法的硬件环境有差异,因此减弱算法时间上的对比,着重分析路径综合性能上的差异,其中对路径综合性能定义如下:

$$F = xT + yL + zC \quad (12)$$

式中: F 反映路径综合指标,指标越小路径越优; T, L, C 分别表示最优路径转弯次数、路程长度和与障碍物边缘碰撞次数; x, y, z 为各个指标的权重,根据实际情况取值。

针对安全性问题,本文通过邻域矩阵 $D(i, j)$ 模拟了

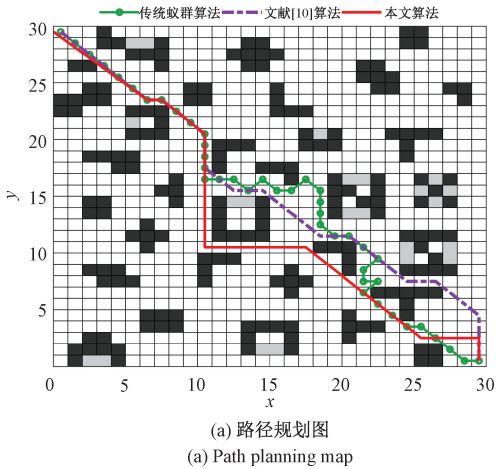
3种蚂蚁局部转移的策略,并通过设定相应的安全距离阈值 λ 实现对路径的二次优化。为更好的体现二次路径优化效果,将蚁群收敛得到的最优值减去路线优化的长度以此得到最终路径长度。本文的公共参数初始值经大量实验分析后设置如表1所示,算法运行环境为MATLAB 2016a、2.3 GHz 处理器、8 GB 运存、Windows 10 系统。

表1 算法的公共参数

Table 1 Common parameters of the algorithm					
ACO 参数		IACO 参数		综合性能参数	
参数名	参数值	参数名	参数值	参数名	参数值
$N_{c_{max}}$	50	u	5	x	1
m	50	k	1	y	1
ρ	0.9	λ	0	z	1
Q	10	δ	20		
α	1	$\tau_{ij}(t)_{max}$	40		
β	3	$\tau_{ij}(t)_{min}$	10		

5.1 “凸化处理”结合改进蚁群算法实验

本文实验验证了本文“凸化处理”方法在 U 型陷阱栅格环境中能有效规避 U 型陷阱,且改进后的启发式函数和信息素的更新策略能更快速寻得综合性能更优的路径,利用文献[10]的 30×30 地图并与其进行对比分析。实验运用 1.2 节所提方法进行“凸化处理”,采用第 2 节



改进蚁群算法且不进行二次路径优化,蚂蚁局部探索转移策略为常规形式,即去除式(3)的矩阵约束,允许路径与障碍物边缘发生碰撞。

仿真实验结果如表2和图9所示,结果表明,本文算法和文献[10]算法均能规避 U 型陷阱,传统蚁群算法表现最差。在路程长度方面,文献[10]算法稍优于本文算法,但是文献[10]算法规划出的路线过于曲折。本文算法改进后的启发式函数和信息素更新均考虑了平滑因素和距离因素,使得路径转弯次数明显优于传统蚁群和文献[10],所得路径综合性能也最优。此外,本文能较快和稳定地收敛于最优解,迭代稳定次数、程序运行时间和迭代稳定估计时间远远优于文献[10]。总体来看,在具有 U 型陷阱的环境中,本文基于自带平滑特性的蚁群,可以规划出综合性能更优的路径,更符合机器人的工作特性。

表2 仿真实验结果

Table 2 Simulation experiment results			
最优路径的各项指标	传统蚁群	文献[10]算法	本文算法
转弯次数	22	11	7
长度	51.4	44.0	47.8
与障碍物边缘碰撞次数	8	7	6
路径综合指标	81.4	62.0	60.8
迭代稳定次数	50	45	8
程序运行时间/s	44.5	106.6	16.4
迭代稳定估计时间/s	22.25	47.97	1.31

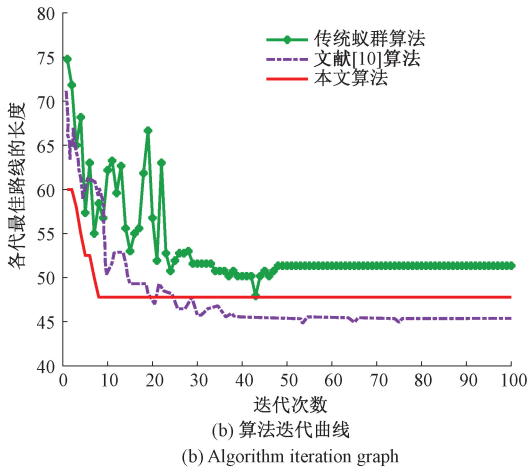


图9 路径规划结果对比
Fig. 9 Comparison chart of path planning results

5.2 改进蚁群算法结合二次路径优化实验

本实验为验证本文改进蚁群算法结合二次路径优化的有效性而设计,利用文献[15]的 30×30 地图进行对比实验分析。其中,本文和文献[15]算法路径为经二次优化后的路径,文献[14]路径未进行二次优化,实验中蚂蚁局部探索转移策略为常规形式,与第1个实验相同。

仿真实验结果如表3和图10所示。结果表明,在路程长度方面,文献[14]和文献[15]算法均稍优于本文算法,但在路程平滑性和安全性方面,本文算法明显优于文献[14]算法和文献[15]算法,即转弯次数、与障碍物边缘的碰撞次数最少;本文算法的迭代稳定次数较文献[14]减少约50%,与文献[15]无明显差异,程序运行

时间和稳定估计时间均优于其他 3 种算法,路径综合指标本文算法优于文献[14-15]。而且,本文与文献[15]都进行了二次路径优化,本文与障碍物边缘的碰撞次数和转弯次数明显比文献[15]少。本实验再次验证了本文改进蚁群算法能快速获得综合指标更优、更适合移动机器人作业的路径。从本文实验也可以看出,常规的二次路径优化虽然能进一步优化了路径的长度和转弯次数,但无法从根本上解决路径与障碍物边缘发生碰撞的不安全问题。

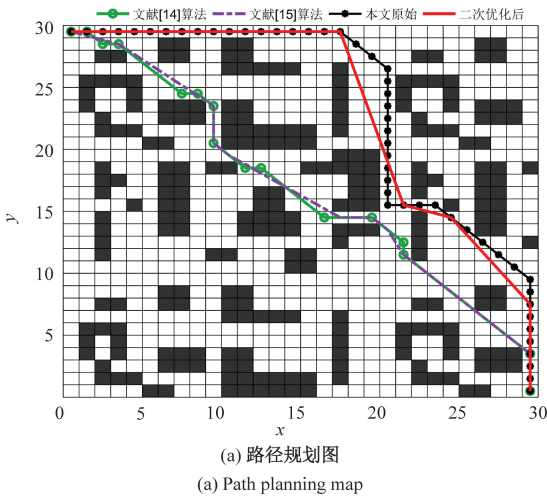


表 3 仿真实验结果				
Table 3 Simulation experiment results				
最优路径的各项指标	文献[14]算法	文献[15]算法	本文算法	
			二次优化前	二次优化后
转弯次数	14	11	5	4
长度	45.11	43.96	53.80	50.32
与障碍物边缘碰撞次数	9	10	2	1
路径综合指标	68.11	64.96	60.80	55.32
迭代稳定次数	16	6	8	—
程序运行时间/s	18.66	19.23	7.51	—
迭代稳定估计时间/s	5.97	2.31	1.20	—

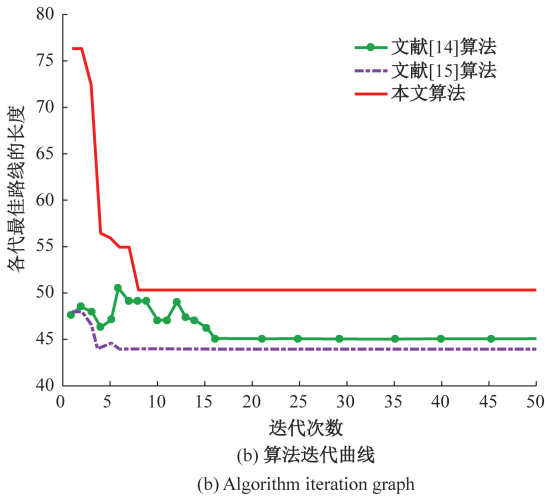


图 10 路径规划结果对比

Fig. 10 Comparison chart of path planning results

5.3 安全性改进蚁群算法结合安全性二次路径优化实验

为从根本上解决路径与障碍物边缘发生碰撞和穿过对角障碍的问题,本文基于邻域矩阵 $D(i,j)$ 转移策略,使规划出的路径更具安全性。为验证本文安全策略的有效性,分别采用两种策略进行对比实验,策略1是在改进蚁群算法中引入文献[19]的蚂蚁转移策略实现安全性;策略2是在改进蚁群算法中引入本文邻域矩阵 $D(i,j)$ 转移策略实现安全性。二次优化中取安全距离安全距离阈值 $\lambda = 0.2$ 。然后在本文算法基础上为了验证算法在安全性方面的效果,引入传统蚁群算法进行对比。

在 20×20 规模有对角障碍的环境中进行对比实验,

仿真实验结果如表 4 和图 11 所示。结果表明,路径平滑度上,传统蚁群表现最差,策略 1 稍优于策略 2;路程长度方面,传统蚁群算法最优,策略 1 也稍优于策略 2,但传统蚁群算法所规划路径穿过成对角的障碍物,策略 1 虽未穿过对角障碍但多次与障碍物边缘发生碰撞,均不利于机器人通行的安全性,而策略 2 由于邻域矩阵转 $D(i,j)$ 移策略的引入实现了所规划路径与障碍物边缘完全无碰撞;路程综合指标方面策略 2 最优;策略 1 和策略 2 的迭代稳定次数无明显差异。总体来看,本文所提邻域矩阵转移策略在安全性方面优势明显,具有一定实用性和优越性,有利于移动机器人的实际工作。

表 4 仿真实验结果

Table 4 Simulation experiment results					
最优路径的各项指标	传统蚁群	安全性策略 1		安全性策略 2	
		二次优化前	二次优化后	二次优化前	二次优化后
转弯次数	8	4	4	5	5
长度	28.04	30.97	30.26	32.14	31.26
与障碍物边缘碰撞次数	16	7	6	0	0
路径综合指标	52.04	41.97	40.26	37.14	36.26
迭代稳定次数	12	8	—	9	—
程序运行时间/s	8.12	4.73	—	3.21	—
迭代稳定估计时间/s	1.95	0.76	—	0.58	—

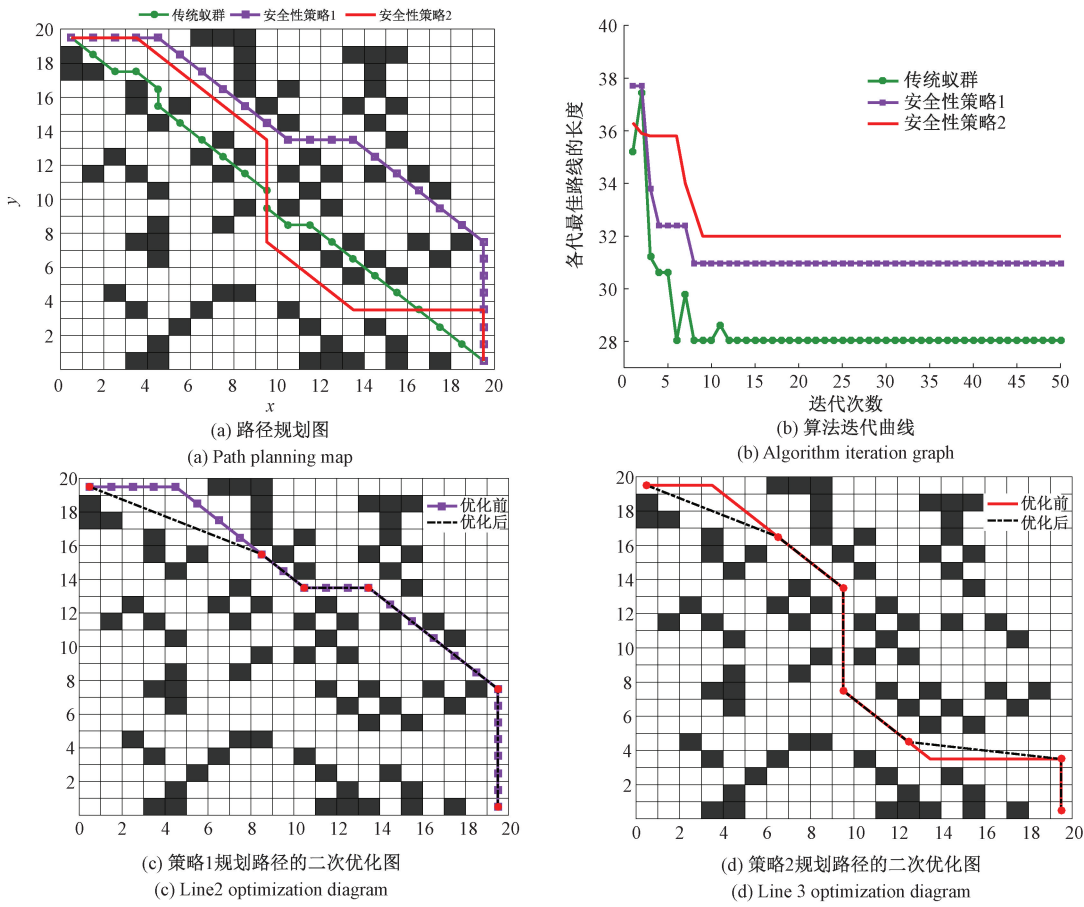


图 11 路径规划结果对比

Fig. 11 Comparison chart of path planning results

此外,通过对比表 4 和图 11(c)、(d)中策略 1 和策略 2 二次优化前后结果可以看出,二次优化减少了路程长度和与障碍物边缘碰撞次数,使得路径综合指标得到进一步改善,且由于安全距离阈值的引入,保证了优化后路径的安全性。

6 结 论

针对地图环境建模和传统蚁群算法在路径规划中的不足,提出了一种基于多层优化的改进蚁群算法。该算法预先对 U 型陷阱进行凸化预处理,以提高后续蚂蚁的搜索质量;设计邻域矩阵改变蚂蚁转移规则,使规划出的路径不会与障碍物擦边和穿过对角障碍,确保了路径的安全性;设计由平滑因素和路程因素构成的启发式函数,考虑距离最短的同时,增加蚂蚁局部探索时直行的机率,提升了路径平滑性和有效提高了算法的收敛速度;提出按路程长度和平滑程度分配信息素的更新原则,并利用优质蚂蚁进行全局信息素更新,进一步提高算法收敛速度;利用最大最小蚂蚁策略,防止蚁群陷入局部最优;后期通过二次路径优化策略,有效减少了拐点数量和路

径长度,使规划出的路线更优、更符合移动机器人的工作特性。实验结果表明,本文改进算法有效解决了大多数算法规划路线曲折、与障碍物擦边和穿过对角障碍的问题,并解决了传统蚁群算法易陷局部最优及收敛速度慢等问题,研究成果对于移动机器人的实际工作切实可行。

参考文献

[1] PATLE B K, GANESH B L, PANDEY A, et al. A review: Onpath planning strategies for navigation of mobilerobot [J]. Defence Technology, 2019, 15 (4): 582-606.

[2] LIU G, SHU C, LIANG Z, et al. A modified sparrow search algorithm with application in 3D route planning for UAV[J]. Sensors, 2021, 21(4): 1224.

[3] WU Q, LIN H, JIN Y, et al. A new fallback beetle antenna search algorithm for path planning of mobile robots with collision-free capability[J]. Soft Computing, 2020, 24(3): 2369-2380.

[4] CHHILLAR A, CHOUDHARY A. Mobile robot path planning based upon updated whale optimization algorithm[C]. 2020 10th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering

- (Confluence), IEEE, 2020: 684-691.
- [5] 徐玉琼, 娄柯, 李婷婷, 等. 改进自适应蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(10): 89-95.
XU Y Q, LOU K, LI T T, et al. Improved adaptive ant colony algorithm for mobile robot path planning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(10): 89-95.
 - [6] JU C, LUO Q, YAN X. Path planning using an improved A-star algorithm [C]. 2020 11th International Conference on Prognostics and System Health Management (PHM-2020 Jinan). 2020.
 - [7] YANG Y, ZHANG L, GUO R, et al. Path planning of mobile robot based on improved RRT algorithm [C]. 2019 Chinese Automation Congress (CAC), IEEE, 2019.
 - [8] LLUVIA I, LAZKANO E, ANSUATEGI A, et al. Active mapping and robot exploration: A survey [J]. Sensors, 2021, 21(7): 2445.
 - [9] GUILLEN RUIZ S, CALDERITA L V, HIDALGO-PANIAGUA A, et al. Measuring smoothness as a factor for efficient and socially accepted robot motion [J]. Sensors (Basel), 2020, 20(23): 6822.
 - [10] 马向华, 张谦. 改进蚁群算法在机器人路径规划上的研究 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(5): 210-215.
MA X H, ZHANG Q. Improved ant colony algorithm for robot path planning [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(5): 210-215.
 - [11] DAI X, LONG S, ZHANG Z, et al. Mobile robot path planning based on ant colony algorithm with A* heuristic method [J]. Frontiers in Neurorobotics, 2019, 13: 15.
 - [12] JIAO Z, MA K, RONG Y, et al. A path planning method using adaptive polymorphic ant colony algorithm for smart wheelchairs [J]. Journal of Computational Science, 2018, 25: 50-57.
 - [13] 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.
 - [14] 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 potential field ant colony algorithm [J]. Control and Decision Making, 2018, 33(10): 1775-1781.
 - [15] 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, WANG G, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm [J]. Journal of Instrumentation, 2019, 40(2): 113-121.
 - [16] WU X, WEI G, SONG Y, et al. Improved ACO-based path planning with rollback and death strategies [J]. Systems Science & Control Engineering, 2018, 6(1): 102-107.
 - [17] 徐凯波, 鲁海燕, 黄洋, 等. 基于双层蚁群算法和动态环境的机器人路径规划方法 [J]. 电子学报, 2019, 47(10): 2166-2176.
XU K B, LU H Y, HUANG Y, et al. A robot path planning method based on two-layer ant colony algorithm and dynamic environment [J]. Journal of Electronics, 2019, 47(10): 2166-2176.
 - [18] HONG J, PARK K. A new mobile robot navigation using a turning point searching algorithm with the consideration of obstacle avoidance [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2011, 52(5-8): 763-775.
 - [19] WANG H J, FU Y, ZHAO Z Q, et al. An improved ant colony algorithm of robot path planning for obstacle avoidance [J]. Journal of Robotics, 2019, doi: 10.1007/s00500-016-2161-7.
 - [20] 李理, 李鸿, 单宇波. 多因子启发改进蚁群算法的路径规划 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(5): 219-225.
LI L, LI H, SHAN N B. Multi-factor inspired improved ant colony algorithm for path planning [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(5): 219-225.

作者简介



杨立炜, 2020 年获得上海大学学士学位, 现为昆明理工大学硕士研究生, 主要研究方向为移动机器人路径规划、编队控制等。

E-mail: 2023069693@qq.com

Yang Liwei received his B. Sc. degree from Shanghai University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology, and his main research interests include path planning of mobile robots, formation control, etc.



付丽霞 (通信作者), 2008 年获昆明理工大学工学硕士学位, 现为昆明理工大学副教授, 主要研究方向为嵌入式系统、智能控制等。

E-mail: 905771625@qq.com

Fu Lixia (Corresponding author) received her M. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2008. Now she is an associate professor at Kunming University of Science and Technology. Her main research interests include embedded systems, intelligent control, etc.