

DOI:10.16356/j.1005-2615.2023.01.012

基于信息素差异分布策略的路径规划蚁群改进算法

马康康, 王雷, 李东东, 蔡劲草, 苏学满

(安徽工程大学机械工程学院, 芜湖 241000)

摘要: 针对传统蚁群算法用于移动机器人路径规划时存在初期盲目性搜索、收敛速度慢以及容易陷入局部最优的问题, 提出一种蚁群改进算法。首先根据各节点相对于起始点和目标点连线之间的距离, 对初始信息素不均匀分配, 使其呈正态分布, 降低算法搜索初期的盲目性, 加快最优解的搜索; 其次改进挥发因子, 采用双挥发因子原则, 控制信息素的挥发, 既降低局部最优的可能, 又能加快收敛速度; 对冗余路径作进一步优化处理, 使得路径更优。仿真结果表明, 本文蚁群改进算法相对比传统蚁群算法以及其他蚁群改进算法收敛速度更快, 收敛性更稳定。

关键词: 机器人路径规划; 蚁群改进算法; 信息素差异分布策略; 双挥发因子

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2023)01-0100-08

An Improved Ant Colony Algorithm for Path Planning Based on Pheromone Differential Distribution Strategy

MA Kangkang, WANG Lei, LI Dongdong, CAI Jincan, SU Xueman

(School of Mechanical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China)

Abstract: Aiming at the problems of blind search in the initial stage, slow convergence speed and easy to fall into local optimum when traditional ant colony optimization is used for path planning of mobile robot, an improved ant colony optimization is proposed. Firstly, according to the distance between each node relative to the connecting line between the starting point and the target point, the initial pheromone is unevenly distributed to make it normal distribution, so as to reduce the blindness in the initial search of the algorithm and speed up the search of the optimal solution. Reduce the blindness of the initial search algorithm, speed up the search of the optimal solution; Secondly, the volatilization factor is improved and the principle of double volatilization factor is adopted to control the volatilization of pheromone, which can not only reduce the possibility of local optimization, but also accelerate the convergence speed. Finally, the redundant path is further optimized to make the path better. The simulation results show that the improved ant colony optimization has faster convergence speed and more stable convergence than the traditional ant colony optimization and other improved ant colony optimizations.

Key words: mobile robot path planning; improved ant colony optimization; pheromone difference distribution strategy; double volatilization factor

基金项目: 安徽省高校优秀拔尖人才培养项目(gxbjZD2022023); 安徽省高校自然科学研究重点项目(2022AH050978, KJ2019A0147); 芜湖市科技计划项目(2022jc26); 安徽工程大学检测技术与节能装置安徽省重点实验室开放研究基金(JCKJ2021A06); 安徽工程大学-鸠江区产业协同创新专项基金(2022cyxtb6, 2022cyxtb4); 安徽工程大学科研基金(2022YQQ002, Xjky2020001)。

收稿日期: 2021-11-28; **修订日期:** 2022-03-06

通信作者: 王雷, 男, 博士, 教授, E-mail: wangdalei2000@126.com。

引用格式: 马康康, 王雷, 李东东, 等. 基于信息素差异分布策略的路径规划蚁群改进算法[J]. 南京航空航天大学学报, 2023, 55(1): 100-107. MA Kangkang, WANG Lei, LI Dongdong, et al. An improved ant colony algorithm for path planning based on pheromone differential distribution strategy[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2023, 55(1): 100-107.

移动机器人路径规划是机器人学研究领域的一个重要组成部分^[1],被广泛应用于无人驾驶、导航系统和仓储物流等领域。国内外学者在机器人路径规划算法方面做了大量的研究,常用的算法包括 A*算法^[2]、遗传算法^[3]和蚁群算法^[4-8]等。其中蚁群算法具有鲁棒性、并行性等特点,受到了大量学者的青睐。随着研究的不断深入,发现蚁群算法也有着收敛速度慢、搜索效率低且容易陷入局部最优的缺点。对此,许多学者对蚁群算法做了一些改进,如文献[9]在蚁群算法的基础上引入独狼搜索机制,提高了算法的全局搜索能力。文献[10]提出在以起始点和目标点的矩形区域内增加初始信息素,从而加快蚁群算法的搜索速度。然而该方法矩形内区域虽然比矩形外区域信息素浓度高,但矩形内各个路径节点的初始信息素仍为恒定值,具有局限性。文献[11]提出了一种初始阶段在起点与终点的连线上额外增加信息素,提高算法的收敛速度,但其设定所有可能的路径节点的初始信息素浓度设为相同值,并不能充分发挥初始信息素差异的优势。文献[12]提出一种利用 A*算法来设定信息素初始值,提高算法初始阶段搜索效率;采用新的信息素更新规则,并且动态调整启发函数和信息素挥发速率,加快算法的收敛速度,扩大搜索空间。文献[13]提出将栅格图分为 3 个区域差异化初始信息素以及采用“狼群分配策略”更新信息素,从而加快算法的收敛速度。

上述学者虽然对传统蚁群算法中的种种不足进行了改进,但对于蚁群算法初期搜索盲目性及收敛速度还有提升的空间。基于此,本文提出了一种蚁群改进算法,其中包括:以起点与终点连线为界将栅格环境划分为两个部分,利用正态分布差异化初始信息素,其中所有节点的初始信息素分布均与其位置相关,从而保证了不同节点根据其到起点与终点连线的欧式距离的优劣分配不同的初始信息素,充分发挥了初始信息素差异分布的优势,大大降低了算法初期盲目性;采用双挥发因子,通过每代平均路径与最短路径的关系将整个搜索过程分为前期和后期两个阶段,前期挥发因子取较大值,便于蚁群展开全局搜索,降低局部最优的可能。后期挥发因子选择较小值,加快算法收敛;对冗余路径作进一步优化处理,得到最短路径,使得算法更快更稳定。通过最终的仿真实验结果验证了本文蚁群改进算法的可行性与真实性。

1 环境建模

路径规划指的是移动机器人在有障碍物的工

作环境中,如何找到一条从起点到终点的运动路径,使机器人在运动过程中能安全、无碰撞地避开所有障碍物。根据对环境信息的掌握程度,机器人路径规划可分为全局路径规划和局部路径规划。全局路径规划,即当全局静态环境地图已知时,在静态环境条件下按照特定的算法搜寻一条无碰撞路径;局部路径规划主要考虑在动态环境中,机器人只了解环境的部分信息或者对环境信息完全不了解,则根据传感器获取的信息不断地更新环境信息^[14]。因此,机器人路径规划具有复杂性、随机性和多约束性。机器人路径规划中环境的表示方法有 4 种:栅格地图、特征地图、直接表征法以及拓扑地图。其中,栅格图法建模具有简单、易实现、直观性强的特点^[15],因此本文选用栅格图法进行环境建模。栅格图法原理可以简单描述为:假定机器人的运动空间是一个水平的二维平面,将没有障碍物的栅格标记为 0,被障碍物充满或者部分填充的栅格标记为 1,这样,就可以将一个真实的物理环境,映射成一个只包含 0 或 1 的数字矩阵。环境的栅格图模型如图 1 所示。

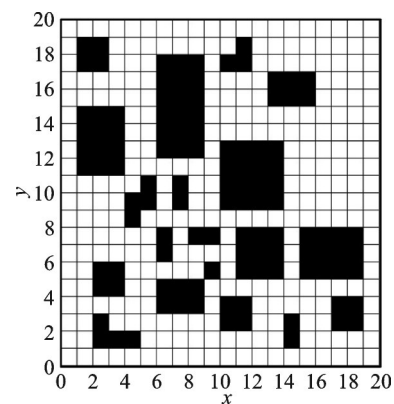


图 1 栅格模型

Fig.1 Grid model

另外,一般情况下机器人在栅格范围内移动时,其轨迹方向可以简化等效为 8 个方向,如图 2 所示。

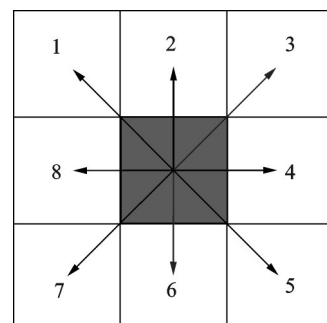


图 2 机器人移动方向图

Fig.2 Robot's moving direction

2 信息素差异分布策略的蚁群改进算法

蚁群优化算法是一种较为常用的优化算法,能够通过模拟蚁群觅食行为中信息素机制实现寻优^[16],但针对蚁群优化算法存在陷入局部最优、收敛速度慢等不足,提出了蚁群改进算法,主要从以下几个方面进行改进。

2.1 初始化信息素差异分布策略

由于传统蚁群算法的初始信息素浓度分布是均匀的,一般为恒定值,导致路径规划初始搜索时期存在盲目性,蚂蚁寻路无规律性,从而影响算法收敛速度和全局路径规划效率。为了提高初期寻优能力,本文提出一种初始信息素差异分布策略,通过信息素浓度的非均匀初始化分布,降低了初代蚂蚁盲目搜索的概率,增大了蚂蚁向着终点移动的可能,从而提高路径生成的质量,为子代蚂蚁提供更好的初始条件。

首先通过起始点和目标点连线 L 将栅格图分为两个部分;其次按照数学模型初始化信息素,使信息素随着箭头方向递减,如图3所示。

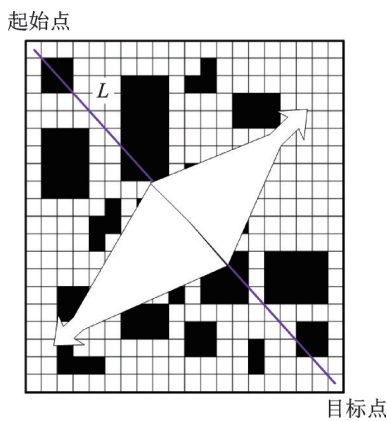


图3 初始信息素分布图

Fig.3 Initial distribution of pheromone

划分好区域后,将栅格图中的各个节点坐标代入式(2),得到所有节点到直线 L 的距离矩阵 D ,距离矩阵 D 为

$$D = \begin{bmatrix} h_{(1,1)} & \cdots & h_{(1,m)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{(n,1)} & \cdots & h_{(n,m)} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: (x,y) 为节点的位置信息,用来区分节点位置; $h_{(x,y)}$ 为节点 (x,y) 到直线 L 的距离, $h_{(x,y)}$ 的计算公式为

$$h_{(x,y)} = \frac{|Ax + By + C|}{\sqrt{A^2 + B^2}} \quad (2)$$

式中: A,B,C 为直线 L 的参数; (x,y) 为节点的位置信息($x=1,2,\dots,n; y=1,2,\dots,m$),用来计算各个节点到 L 的距离。

计算得出距离矩阵 D 后,按照式(3)对初始信息素进行部署

$$Q(h_{(x,y)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(h_{(x,y)} - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) Q_0 \quad (3)$$

式中: $Q(h_{(x,y)})$ 为节点初始信息素浓度; σ,μ 为信息素分布因子,视栅格图大小而定。

按照式(3)建立初始信息素模型,利用初期信息素的差异增大状态转移概率,加快算法收敛。

蚂蚁 k 从节点 i 到下一节点 j 的转移概率为

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta} & j \in \text{allowed}_k \\ 0 & j \notin \text{allowed}_k \end{cases} \quad (4)$$

式中: α 为信息素启发因子; β 为距离启发因子; $\tau_{ij}(t)$ 表示节点 i 到下一节点 j 路径上的信息素浓度; allowed_k 表示蚂蚁 k 从当前节点 i 出发到下一可选择节点的路径点集合。 $\eta_{ij}(t)$ 为距离启发函数,其表达式为

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

式中: d_{ij} 为当蚂蚁在节点 i 时下一节点 j 到终点的欧氏距离。

2.2 基于双挥发因子的分段优化策略

蚁群算法的挥发因子与收敛速度和全局搜索能力相关联,信息素挥发因子 ρ 的大小不仅影响蚁群算法的收敛速度,也影响算法能否找到最优路径。当 ρ 过大时,信息素挥发过快,减少了较优路径上的信息素含量,从而导致最优路径可能被排除。当 ρ 过小时,各路径上信息素含量差别不大,容易陷入局部最优值,影响解的质量。基于此,本文提出双挥发因子策略,通过每代路径的集中程度将迭代过程分为前期与后期两个阶段,在迭代前期,增大挥发因子,加速各路径信息素的挥发,便于蚁群开展全局搜索;在后期已找到最优路径,此时减小挥发因子,便于信息素的积累,从而加快收敛,提高解的质量。改进的信息素挥发因子为

$$\rho = \begin{cases} \rho_e & \varepsilon \geq \xi \\ \rho_a & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

$$\varepsilon = l_{ave}/l_{min} \quad (7)$$

式中: ρ_e 为前期的信息素挥发因子; ρ_a 为后期的挥发因子; ϵ 为路径集中度,由式(7)定义; l_{ave} 为当代搜索的平均路径长度; l_{min} 为当代搜索的最小路径长度; ξ 为集中度指标。

2.3 冗余路径优化策略

机器人在栅格图中的可移动方向一般有 8 个,故蚁群算法求得的并不都是最短路径。因此本文提出冗余路径优化策略:首先读取蚁群改进算法寻得的路径,分析路径上各节点的位置关系,然后利用路径优化策略得到一条更优路径。如图 4 所示,算法搜寻的路径为 a, b, c, d, e , 遍历路径上的所有节点:首先分析 a 节点。节点 a 到节点 b, c 是经过障碍物边缘的最短路径,到节点 d, e 的路径会经过障碍物;随后分析节点 b 。节点 b 到节点 c 已是最短路径,无需优化,到节点 d 并不是最短路径,需进一步优化,更新路径 a, b, d, e 覆盖原路径并继续遍历剩余节点。节点 b 到节点 e 会经过障碍物,故不能继续优化。以此类推遍历已优化路径上的剩余节点,遍历结束后,会得到一条更优路径。

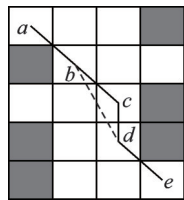


图 4 冗余路径优化示意图

Fig.4 Example of redundant path optimization

冗余路径优化算法流程图如图 5 所示。

本文蚁群改进算法的步骤如下:

步骤 1 基本参数初始化。设置初始迭代次数 $t=0$ 、蚂蚁数量 M 、最大迭代次数 t_{max} 、信息素启发因子 α 、启发函数因子 β 、信息素挥发因子 ρ_1, ρ_2 及禁忌表等参数。

步骤 2 初始信息素差异分布。建立环境模型,设置起始点和目标点,以起始点与目标点连线为轴线。按照式(1~3)分配初始信息素。

步骤 3 开始搜索:将蚂蚁全部放置初始位置,并将起始点加入禁忌表中,蚂蚁开始工作。

步骤 4 节点选择:按照式(4、5)算出蚂蚁能到达的所有节点的概率,通过轮盘赌法选择蚂蚁的下一节点,并更新禁忌表。

步骤 5 判断蚂蚁是否到达终点:若蚂蚁 k 到达终点,则记录数据, $k=k+1$, 且蚂蚁 k 返回步骤 3。若没有到达终点,则返回步骤 4,继续选择下一节点。

步骤 6 判断 M 只蚂蚁是否全部完成寻路,若

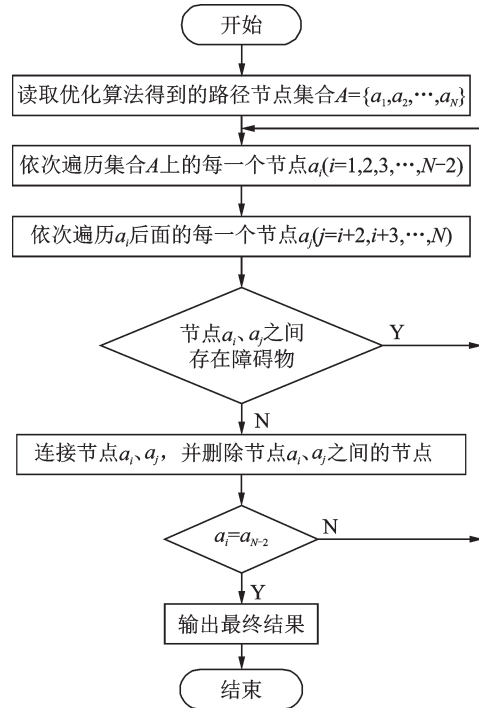


图 5 冗余路径优化算法流程图

Fig.5 Flowchart of redundant path optimization

是,则执行步骤 7;若没有,则返回步骤 3。直到所有蚂蚁完成搜索。

步骤 7 更新信息素。根据禁忌表的信息,对所有已完成路径上的信息素按照信息素更新公式进行更新。

步骤 8 判断是否达到迭代次数。判断是否满足条件 $t=t_{max}$ 。若满足,则跳出循环,结束搜索;若不满足,则 $t=t+1$ 且返回步骤 3。

步骤 9 优化最终路径。将算法迭代结束时得到的路径进行优化,得出最优路径。

综上所述,本文基于信息素差异分布策略的蚁群改进算法的流程图如图 6 所示。

3 理论可行性分析

蚁群算法是一种仿生算法,模拟蚂蚁觅食的规律。蚂蚁之间的信息传递依靠信息素,有效信息素浓度决定了蚂蚁觅食效率,而传统蚁群算法的初始信息素是常量,不利于算法的收敛。基于此,本文利用正态函数增加起始点与目标点连线周边的初始信息素浓度,使得有效信息素增加,加快算法收敛速度。

如图 7 所示,已知冗余路径优化后的最优路径应为 $a \rightarrow b \rightarrow c \rightarrow d$, 下面以节点 a, b, b_1 为例对本文基于信息素差异分布策略的蚁群改进算法的理论可行性进行分析。

在传统蚁群算法中,由于初始信息素为常量,假设为 1。按照式(4)计算 a 到 b_1 的概率为

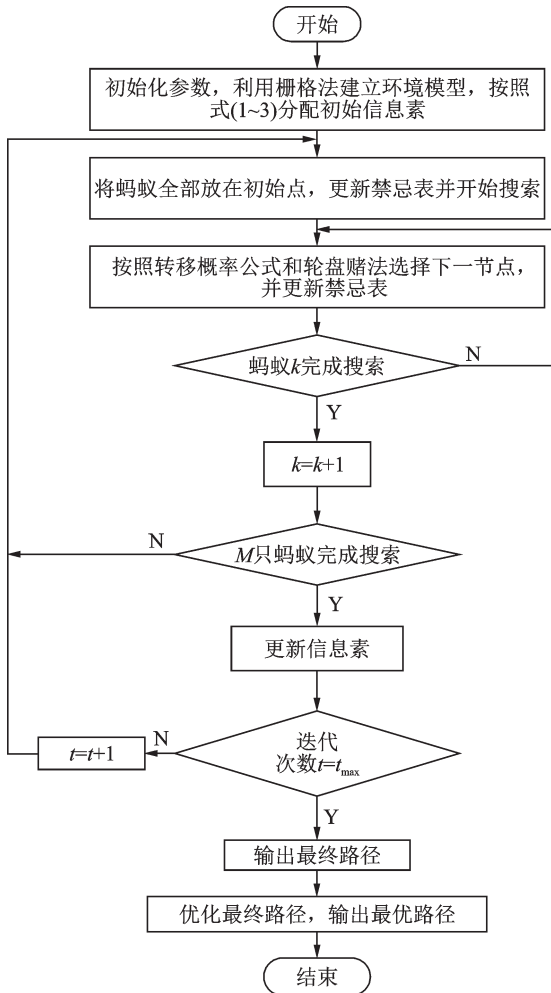


图6 基于信息素差异分布策略的蚁群改进算法流程
Fig.6 Flowchart of improved ant colony optimization based on pheromone differential distribution strategy

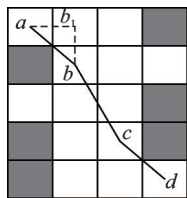


图7 蚁群改进算法节点选择示例
Fig.7 An example of node selection of improved ant colony optimization

$$P_{ab_1} = \frac{1^1 \times \left(\frac{1}{\sqrt{20}}\right)^8}{1^1 \times \left(\frac{1}{\sqrt{13}}\right)^8 + 1^1 \times \left(\frac{1}{\sqrt{20}}\right)^8} \approx 0.16 \quad (8)$$

同理,由式(4)得 a 到 b 的概率为 $P_{ab} \approx 0.84$,而在改进的蚁群算法中,首先按照式(2,3,5)分别计算出 b, b_1 的初始信息素浓度分别为 10、6.7,以及 b, b_1 到 f 的欧式距离分别为 $\frac{1}{\sqrt{13}}, \frac{1}{\sqrt{20}}$,按照式(4)计算 a 到 b_1 的概率为 $P'_{ab_1} \approx 0.10, a$ 到 b 的概率为

$P'_{ab} \approx 0.90$ 。

传统蚁群算法对于较优节点 b 的选择概率 $P_{ab} = 0.84$;本文蚁群改进算法对节点 b 的选择概率为 $P'_{ab} = 0.90$ 。由理论分析可以得出,蚁群改进算法相对于传统蚁群算法,对较优节点有更高的选择概率。

4 仿真实验与分析

为了验证蚁群改进算法的可行性与有效性,将本文蚁群改进算法分别与传统蚁群算法和文献[13,17]中提出的蚁群改进算法进行比较。选用Python编程软件对蚁群改进算法编程并进行仿真实验。硬件环境信息:CPU2.30 GHz,i5处理器,Python3.6环境下进行。算法各参数设定如下:初始信息素浓度 $Q_0 = 1$,蚂蚁数量 $M = 50$,最大迭代次数 $t_{max} = 50$,信息素因子 $\alpha = 1$,启发函数因子 $\beta = 8$,信息素挥发因子 $\rho_e = 0.7, \rho_a = 0.6$,信息素分布因子 $\mu = 0, \sigma = 9, \xi = 1.2$ 。

案例1 首先选择图1建立的 20×20 栅格图作为环境进行测试,仿真结果如图8~11所示。

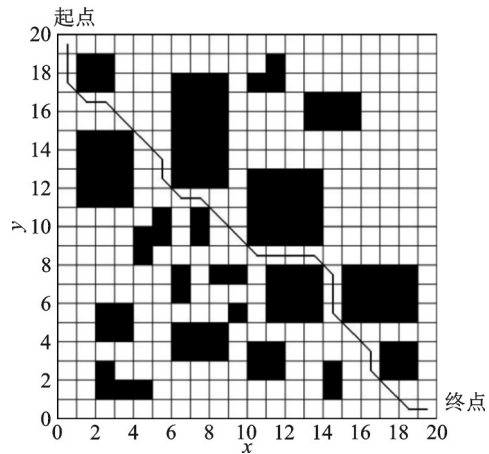


图8 传统蚁群算法路径规划
Fig.8 Path planning result by using traditional ant colony optimization

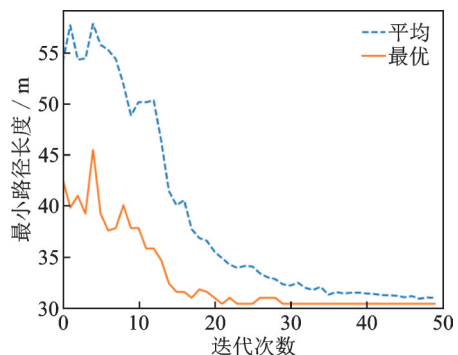


图9 传统蚁群算法收敛曲线
Fig.9 Convergence curves of traditional ant colony optimization

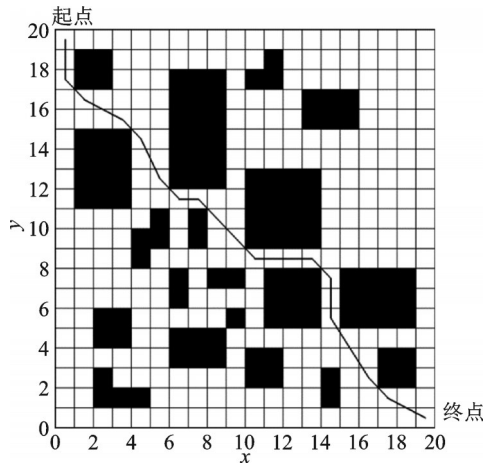


图 10 案例 1 蚁群改进算法路径规划

Fig.10 Path planning result by using improved ant colony optimization for Case 1

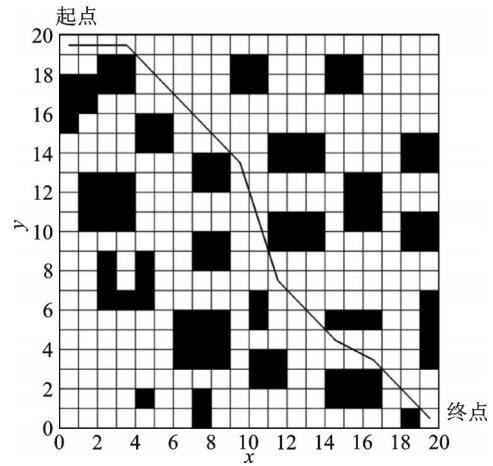


图 12 案例 2 蚁群改进算法路径规划

Fig.12 Path planning result by using improved ant colony optimization for Case 2

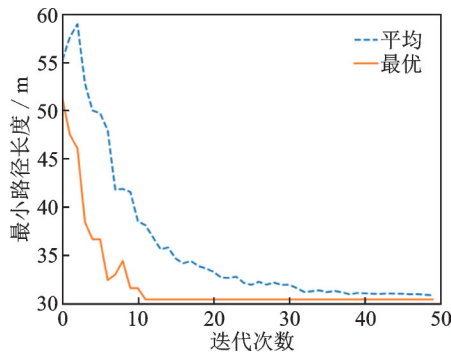


图 11 案例 1 蚁群改进算法收敛曲线

Fig.11 Convergence curves of improved ant colony optimization for Case 1

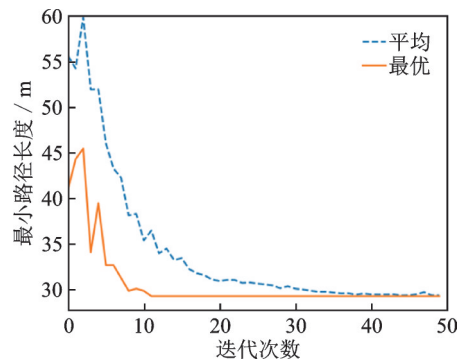


图 13 案例 2 蚁群改进算法收敛曲线

Fig.13 Convergence curves of improved ant colony optimization for Case 2

收敛曲线中实线代表最短路径长度,虚线代表每代平均路径长度。从图 8 和图 10 的仿真结果可知,传统蚁群算法在 29 代收敛,而本文蚁群改进算法在第 11 代收敛,本文蚁群改进算法相比于传统蚁群算法更快收敛。传统蚁群算法搜索到的最短路径为 30.38 m,本文蚁群改进算法搜索到的最短路径为 29.62 m,由此可知,本文蚁群改进算法寻得的路径比传统蚁群算法寻得的路径更短。

案例 2 为了进一步验证本文蚁群改进算法的可行性与有效性,选用文献[13]中的 20×20 栅格图作为环境进行测试,仿真结果如图 12 和 13 所示。

20×20 栅格环境下不同算法的对比结果如表 1 所示。分析表 1 可知,传统蚁群算法在第 35 代收敛,文献[13]的蚁群改进算法和本文蚁群改进算法分别第 26 代收敛和在第 11 代收敛,收敛效果明显优于传统蚁群算法。本文蚁群改进算法相对于文献[13]中的蚁群改进算法提前 16 代收敛,效果显著。传统蚁群算法最优路径长度为 31.21 m,文献[13]中的蚁群改进算法最优路径长度为

表 1 20×20 栅格环境下不同算法的实验结果

Table 1 Experimental results of different algorithms in the 20×20 grid environment

算法	收敛长度/m	迭代次数	拐点个数
传统蚁群算法	31.21	35	15
文献[13]中的蚁群改进算法	29.21	26	5
文献[17]中的蚁群改进算法	29.80	28	11
本文的蚁群改进算法	28.53	11	5

29.21 m,本文蚁群改进算法最优长度为 28.53 m。传统蚁群算法得到的拐点数为 15,文献[17]得到的拐点数为 11,而本文蚁群改进算法得到的拐点数为 5。文献[13]将地图模型划分 3 个不同区域,根据 3 个区域的重要性程度布置初始信息素浓度,虽然在一定程度上加快了算法的收敛,但每个区域内的信息素浓度还是一样的。而本文蚁群改进算法考虑了各个节点的重要性程度不同,按其重要性程度差异化初始信息素,划分得更加细致。同时本文蚁群改进算法对冗余路径作进一步优化处理,故使得结果更优。

案例3 为了进一步验证本文蚁群改进算法对复杂环境的适应性,选用文献[13]中的较为复杂的30×30栅格环境进行测试,仿真结果如图14和15所示。

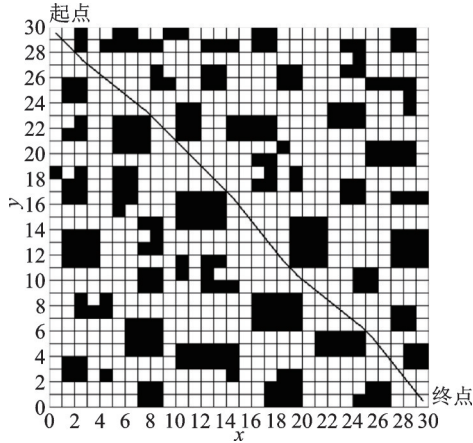


图14 案例3蚁群改进算法路径规划

Fig.14 Path planning result by using improved ant colony optimization for Case 3

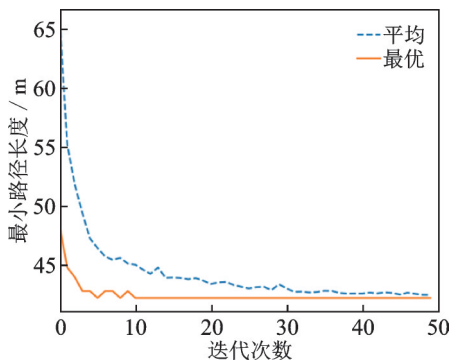


图15 案例3蚁群改进算法收敛曲线

Fig.15 Convergence curves of improved ant colony optimization for Case 3

30×30栅格环境下不同算法的对比结果如表2所示。分析表2可知,在更加复杂的环境下,本文的蚁群改进算法在收敛长度、迭代次数以及拐点个数方面依然优于以上两种改进算法。由此得出,本文蚁群改进算法相对于前两者收敛效果更好。

上述多个仿真案例分析结果表明,本文蚁群改进算法收敛速度更快,收敛效果更优,稳定性更好。

表2 30×30栅格环境下不同算法的实验结果

Table 2 Experimental results of different algorithms in the 30×30 grid enviroment

算法	收敛长度/m	迭代次数	拐点个数
传统蚁群算法	45.36	34	16
文献[13]中的蚁群改进算法	42.18	19	7
文献[17]中的蚁群改进算法	42.77	28	11
本文的蚁群改进算法	41.16	10	7

5 结 论

蚁群算法是根据信息素的积累来选择最优路径,所以信息素在蚂蚁搜索中起着至关重要的作用。基于此,本文通过对蚁群算法初期所搜节点的信息素进行不平均分配,降低蚂蚁寻路初期的盲目性;再对挥发因子进行改进,降低蚂蚁陷入局部最优的同时又加快了算法的收敛;最后对搜寻的路径进行优化,缩短路径长路,得到一条最优路径。实验仿真结果表明,本文蚁群改进算法在不同静态复杂环境中移动机器人路径规划算法的可行性与优越性。

参考文献:

[1] 任红格,胡鸿长,史涛.基于改进蚁群算法的移动机器人动态路径规划[J].现代电子技术,2021,44(20): 182-186.
REN Hongge, HU Hongchang, SHI Tao. Mobile robot dynamic path planning based on improved ant colony algorithm[J]. Modern Electronic Technology, 2021,44(20): 182-186.

[2] 陈继清,谭成志,莫荣现,等.基于人工势场的A*算法的移动机器人路径规划[J].计算机科学,2021,48(11): 327-333.
CHEN Jiqing, TAN Chengzhi, MO Rongxian, et al. Path planning of mobile robot with A*algorithm based on artificial potential field [J]. Computer Science, 2021,48(11): 327-333.

[3] 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.

[4] ZHANG H Z, ZHANG Q W, MA L, et al. A hybrid ant colony optimization algorithm for a multi-objective vehicle routing problem with flexible time windows [J].Information Sciences, 2019, 490: 166-190.

[5] 刘钦.超强启发异类蚁群算法的机器人导航路径规划[J].机械设计与制造,2021(10): 263-266.
LIU Qin. Robot navigation path planning based on hyper-heuristic heterogeneous ant colony algorithm[J]. Machinery Design & Manufacture,2021(10): 263-266.

[6] YI N, XU J J, YAN L M, et al. Task optimization and scheduling of distributed cyber-physical system based on improved ant colony algorithm[J]. Future Generation Computer Systems,2020,109: 134-148.

[7] 王晓燕,杨乐,张宇,等.基于改进势场蚁群算法的机

- 机器人路径规划[J].控制与决策,2018,33(10):1775-1781.
- WANG Xiaoyan, YANG Le, ZHANG Yu, et al. Robot path planning based on improved ant colony algorithm with potential field heuristic[J].Control and Decision,2018,33(10):1775-1781.
- [8] LEI X S, GUO K X. The model identification for small unmanned aerial rotorcraft based on adaptive ant colony algorithm[J]. Journal of Bionic Engineering, 2012,9(4):508-514.
- [9] 张毅,权浩,文家富.基于独狼蚁群混合算法的机器人路径规划[J].华中科技大学学报(自然科学版),2020,48(1):127-132.
- ZHANG Yi, QUAN Hao, WEN Jiafu. Mobile robot path planning based on the wolf ant colony hybrid algorithm[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2020, 48(1):127-132.
- [10] 江明,王飞,葛愿,等.基于改进蚁群算法的机器人路径规划研究[J].仪器仪表学报,2019,40(2):113-121.
- JIANG Ming, WANG Fei, GE Yuan, 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.
- [11] 高茂源,王好臣.基于改进蚁群算法的机器人路径规划[J].传感器与微系统,2021,40(6):142-144,148.
- GAO Maoyuan, WANG Haochen. Path planning for mobile robots based on improved ant colony algorithm[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021, 40(6):142-144,148.
- [12] 毛嘉琪.改进蚁群算法的机器人路径规划研究[J].计算机应用与软件,2021,38(5):300-306.
- MAO Jiaqi. Robot path planning based on improved ant colony algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2021,38(5):300-306.
- [13] 袁福龙,朱建平.基于改进蚁群算法的机器人最优路径规划[J].现代制造工程,2021(7):38-47,65.
- YUAN Fulong, ZHU Jianping. Optimal path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2021(7):38-47,65.
- [14] 张福海,李宁,袁儒鹏,等.基于强化学习的机器人路径规划算法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2018,46(12):65-70.
- ZHANG Fuhai, LI Ning, YUAN Rupeng, et al. Robot path planning algorithm based on reinforcement learning[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2018, 46(12):65-70.
- [15] 黄健萌,吴宇雄,林谢昭. 机器人平滑JPS路径规划与轨迹优化方法[J].农业机械学报,2021,52(2):21-29.
- HUANG Jianmeng, WU Yuxiong, LIN Xiezhao. Smooth JPS path planning and trajectory optimization method of mobile robot[J]. Transactions of The Chinese Society of Agricultural Machinery, 2021, 52(2):21-29.
- [16] 马小陆,梅宏.基于改进势场蚁群算法的机器人全局路径规划[J].机械工程学报,2021,57(1):19-27.
- MA Xiaolu, MEI Hong. Mobile robot global path planning based on improved ant colony system algorithm with potential field[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021,57(1):19-27.
- [17] 杜磊,史健芳.改进蚁群算法用于机器人路径规划时的研究[J].太原理工大学学报,2019,50(4):523-528.
- DU Lei, SHI Jianfang. Research on improved ant colony algorithm in mobile robot path planning[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2019, 50(4):523-528.

(编辑:刘彦东)