

自适应概率选择模型的改进蚁群算法研究*

郑 岩, 罗 强, 王海宝, 王昌洪

(重庆三峡学院 机械学院, 重庆 404000)

摘 要: 传统的蚁群算法在路径规划中存在收敛速度慢、易陷入局部最优解等问题。针对这些缺陷, 提出一种基于自适应概率选择模型的改进蚁群算法。最后, 在 Matlab2016a 仿真软件中构建两种地图环境, 对两种算法在不同环境下的适应性和寻优能力进行仿真实验。结果表明, 改进的蚁群算法的体现了更好的收敛性, 在复杂环境下的最优路径和寻优时间更短。

关键词: 蚁群算法; 路径规划; 自适应; 概率选择因子

中图分类号: TP18 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2021)002-0006-05

Research on Improved Ant Colony Algorithm for Adaptive Probability Selection Model

ZHENG Yan, LUO Qiang, WANG Hai-bao, WANG Chang-hong

(School of Mechanical Engineering, Chongqing Three Gorges University, Chongqing 404000 China)

Abstract: The traditional ant colony algorithm has the problems of slow convergence and easy to fall into the local optimal solution in path planning. Aiming at these defects, an improved ant colony algorithm based on adaptive probability selection model is proposed. Finally, two map environments are built in Matlab2016a simulation software, and the simulation and experiment of the adaptability and optimization ability of the two algorithms in different environments are carried out. The results show that the improved ant colony algorithm embodies better convergence, and the optimal path and optimization time are shorter in complex environments.

Key words: Ant Colony Algorithm; route plan; adaptive; probability selection factor

1 引言

近年来, 人工智能技术高速发展, 机器人路径寻优能力的提升随之成为时代热点研究课题之一。机器人路径寻优是指在障碍物已知或者在未知情况下, 给定起始点和终点, 按照性能最优的评价准则(收敛速度、路径最短等), 在其运行工作的空间寻找一条前行的最优路径且有效避开障碍物。人工势场法^[1], A*算法^[2], Dijkstra 算法^[3]等是专家学者们研究较多的路径规划方法, 随着人工智能优化算法的不断发展, 神经网络^[4], 遗传算法^[5], 蚁群算法^[6-7]等仿生算法越来越受到人们的关注, 但也存在一定缺陷, 有待完善改进。人工势场法不能保证全局最优, 且易陷入死锁现象; 遗传算法具有路径全局搜索的能力, 但

是搜索空间大, 运行效率低^[8]; 蚁群算法作为仿生智能算法的一种, 因其鲁棒性较好、智能搜索能力强等优点被学者们广泛研究, 但也存在搜索时间长、收敛速度慢、局部最优解等问题^[9]。本研究以此为基础, 基于存在的问题在栅格地图环境的路径环境方案下进行研究, 提出改进蚁群算法。

2 环境建模

栅格法是移动机器人路径规划仿真常用的环境建模方法之一, 为不失一般性, 本次研究采用栅格法对搜索环境进行建模。

建模标准: 标定二维平面内障碍物的位置和体积方向不发生变化, 并使机器人在平面空间内工作。G 是机器人在二维平面内的运动区域, 序号 i 用于标识栅格, 如图 1 所示, 其中障碍物栅格用黑色栅格表示, 无障碍物的自由

*基金项目: 重庆市教委科技基金资助项目(编号 KJ1601032); 重庆三峡学院研究生创新项目(编号 YJSKY1804)

收稿日期: 2019-10-28

栅格用白色栅格表示^[10-11]。

1	2	3	4
5	6	7	8
9	10	11	12
13	14	15	16

图1 地图模型

假定地图中机器人的行走路径均为栅格中心位置,以地图G左下角为坐标原点,坐标的x轴即为地图的水平轴方向,y轴为地图纵轴方向,所建立的直角坐标系表示的机器人位置与栅格序号关系转换公式如式(1)和式(2):

$$X: x_i = a * (\text{mod}(i, MM) - 0.5) \quad (1)$$

$$Y: y_i = a * (MM + 0.5 - \text{ceil}(i / MM)) \quad (2)$$

式中,a—栅格边长,i—栅格编号,MM—横纵栅格最大栅格数,mod—求余运算,ceil—取整运算,每个栅格坐标即 (x_i, y_i) 。

3 基于传统蚁群算法的路径规划

蚁群算法是根据蚂蚁觅食的规律而设计出的一种仿生智能算法,蚂蚁通过感知其在觅食过程中留下的一种物质—信息素的浓度信息以此和群体构建联系^[12]。在传统蚁群算法实现过程中,蚂蚁根据路径上信息素的浓度建立概率分布来随机选择路径,路径越短,蚂蚁的信息素浓度越大,此路径被选择的概率也就越高,由此构成了蚂蚁寻找最佳路径的正反馈过程^[13]。传统蚁群算法寻找最优规划路径有以下步骤:

步骤1:状态初始化,给定初始状态下各个路径栅格的信息素矩阵,给定起点和终止点,设置各项参数。在算法进行第一次路径寻优过程时,所有栅格位置的初始信息素数量相等。

步骤2:筛选当前起始点可能到达的下一步位置点的集合,根据式(3)的状态转移概率公式,以每个可选节点的信息素浓度和初始信息,计算每个可选节点的转移概率,选取下一步的初始点,产生初始蚁群移动路径。

$$p_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{k \in \{N - \text{tabu}_k\}} [\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta} \quad j \in \{N - \text{tabu}_k\} \quad (3)$$

式中, $\tau_{ij}(t)$ 表示路径 (i, j) 上的信息素浓度; $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$ 为路径 (i, j) 相关联的启发式信息; α, β 分别是 $\tau_{ij}(t), \eta_{ij}$ 的权重参数, $N - \text{tabu}_k$ 是接下来被允许转移位置的集合。

步骤3:更新路径以及路程长度。

步骤4:通过步骤2和3的循环操作,促使蚂蚁达到终点或者进入死锁点,以结束此次寻路。

步骤5:重复步骤2,步骤3,和步骤4,直到当代m只蚂蚁全部完成寻路,结束当前迭代,准备下一次迭代。

步骤6:更新信息素矩阵,如式(4)和式(5),根据每条可行路径的路径长度得到信息素在该条路径上的增量,更新改路径上各点信息素。其中没有到达目的地的蚂蚁路径长度记为0,不进行更新计算。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) * \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (4)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{Q}{l_k(t)} & \text{蚂蚁 } k \text{ 经过路径 } i, j \\ 0 & \end{cases} \quad (5)$$

其中,Q是信息素增加强度系数, ρ 表示信息素挥发系数, $l_k(t)$ 是本次迭代当前路径。

步骤7:重复步骤2~6,直到第n代蚂蚁迭代结束,完成路径规划,算法结束,输出最短路径。

4 改进蚁群算法

为优化传统蚁群算法,针对其搜索效率低,能量消耗时间长,出现死锁等现象,从概率选择模型以及信息素更新方面来改善。

4.1 自适应概率选择模型

使用不同的路径选择模式,能更有效地利用各代所累积的搜索信息^[14]。蚂蚁i对路径下一步的点的选取是否最佳,很大程度上决定算法的运算速度和效率。采取转轮赌法^[15]选取当前蚂蚁的下一路径点构建随机选择策略,这种选择策略使得进化速度较慢。在转轮赌算法中,每个可选路径都有概率选择份额,增加概率份额优化排序机制,改进了轮盘赌算法的概率选择规则。

引入概率选择因子 q_0 这一参数,使得选择的确定性和随机性得到动态的调整。当运行搜索到一定程度,进化的结果已经基本确定, q_0 的值自适应增大,确定性选择的概率得以增加。然后利用伪随机比例规则^[16],既能保证占有大份额的路径点以更大概率选中,也可以使所有待选路径点均有被选中的概率,确保算法前期搜索路径的随机性。同时,为了提高算法后期的收敛速度,对概率选择模型进行改进,如式(6),改进的转移概率模型如下:

$$J = \begin{cases} \arg\max \{ [\tau_{ij}]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta \} & q \leq q_0 \\ p_{ij}^k & \end{cases} \quad (6)$$

式中,q是一个随机变量,取值范围在区间 $[0, 1]$ 中; q_0 是距离信息与迭代次数构建的自适应概率选择因子,

在区间[0,1]之间变化,计算公式如式(7):

$$q_0 = \left(\frac{dse}{L} \right)^{\frac{k_{\max}-k}{k_{\max}}} \quad (7)$$

dse为初始点到终点的距离,为一常数;L是当前迭代蚂蚁所走过的最差路径长度, k_{\max} 即迭代总数,k为当前迭代次数。

概率选择因子 q_0 自适应改变,随着迭代次数增加,蚂蚁越来越接近最优路径,该次迭代中的最差路径长度越来越短,则(5)式中的底数在(0,1)中逐渐增大,指数逐渐减小, q_0 在(0,1)之间的自适应改变有利于加快后期算法的收敛。

改进后的概率选择模型具体策略如图2所示。

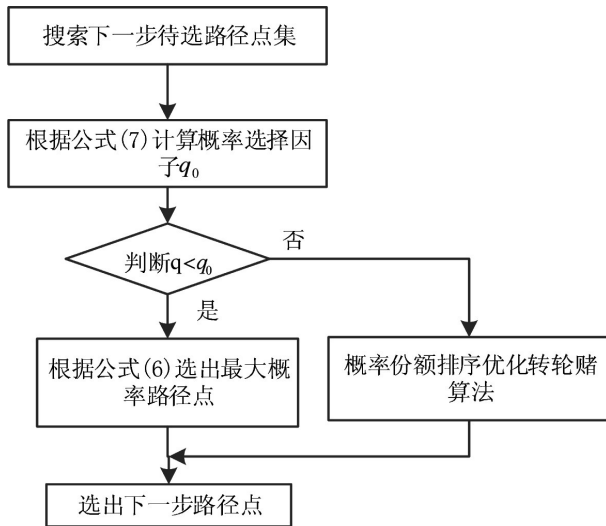


图2 概率选择模型

首先确定下一步所有可行栅格,并计算所有可行栅格的概率分布;随后加入一个服从均匀分布的随机数 q ,在算法前期迭代过程中, q_0 较小,式(4)中的条件不易满足,偏向于随机选择策略,保证蚂蚁全局搜索,避免产生局部最优;随着迭代增多,越来越接近最优路径, q_0 增大,增大确定性选择的概率,以此加速收敛。

4.2 信息素的更新方式

传统蚁群算法信息素的更新方式容易陷入全局最优解,造成蚂蚁相互间选择同一条路径而忽视其它路径选择的可能性。本文采取全局更新结合局部更新的信息素更新策略,求得解的过程不会收敛过快,避免局部最优解,同时又保持全局探索最佳路径的能力。改进后信息素更新如式(8):

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho) * \tau_{ij}(t) + \rho * \tau_{ij}(t) + \varepsilon * \tau_0 \quad (8)$$

其中, ε, τ_0 是两个参数, ε 是(0,1)之间的常数, τ_0 为初始信息素浓度。

全局信息素更新构成正反馈,确保系统朝着最优解

的方向进行;局部信息素更新构成算法的负反馈,刺激算法不会过早收敛。机器在二者的共同作用下花费最小的代价寻找到一条最优路径。

改进的蚁群算法流程图如图3所示。

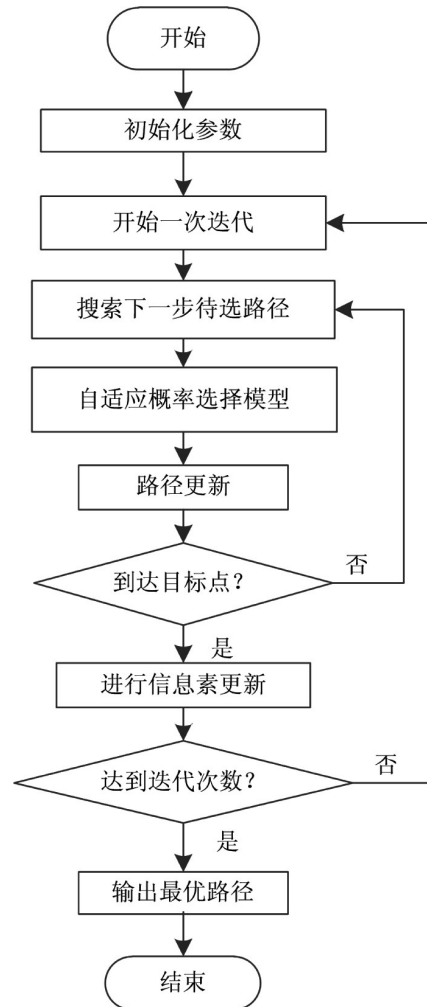


图3 改进算法流程图

5 仿真结果及分析

本文采用Matlab2016a作为仿真软件对两种算法进行大量仿真,分析改进后的算法在路径寻优能力、迭代次数以及收敛时间上的性能优化情况。首先搭建两个运动范围不同,障碍物分布情况不同的环境栅格:20×20的简单环境模型和30×30的复杂环境模型。然后,在两种环境下对传统蚁群算法和改进的蚁群算法进行仿真和比较。

在简单环境模型下,参数设置如下:信息素影响因子 $\alpha=1$,启发函数影响因子 $\beta=7$,信息素浓度常数 $Q=1$,信息素挥发系数初始 $\rho=0.3$,蚂蚁数量50,最大迭代次数为100,信息素初始值 $\tau_0=1$ 。

传统蚁群算法和改进的蚁群算法路径规划结果如图

(4),收敛曲线如图(5)。

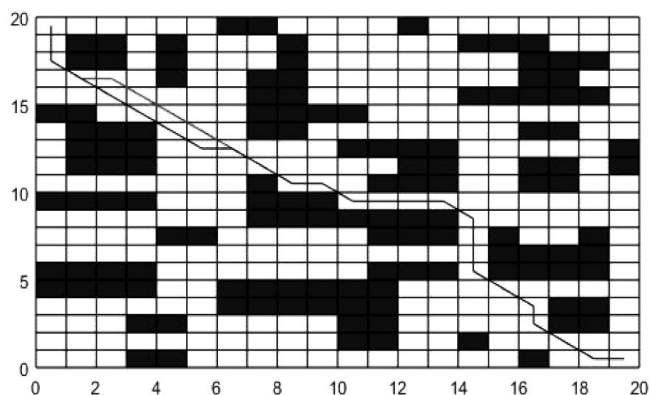


图4 20×20 路径规划结果

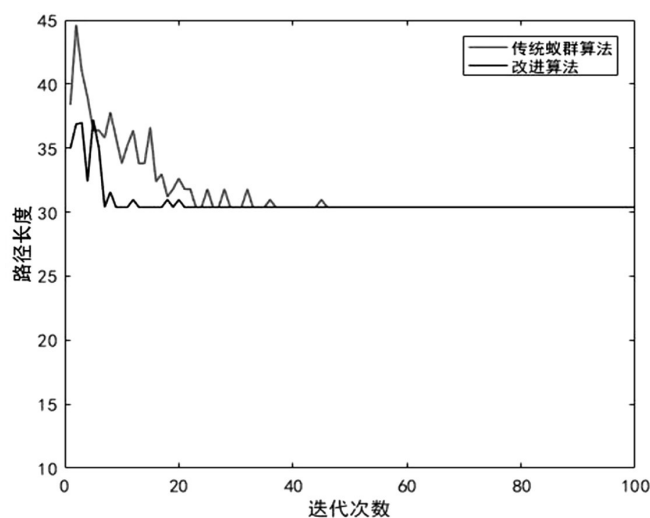


图5 20×20 收敛曲线图

在复杂环境模型下,参数设置如下:信息素影响因子 $\alpha=1$,启发函数影响因子 $\beta=7$,信息素浓度常数 $Q=1$,信息素挥发系数初始值 $\rho=0.3$,蚂蚁数量50,最大迭代次数为200,信息素初始值 $\tau_0=1$ 。

传统蚁群算法和改进的蚁群算法路径规划结果如图6,收敛曲线如图7。

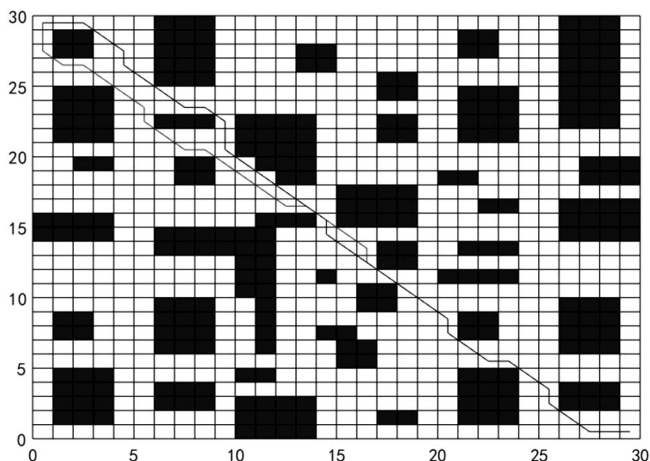


图6 30×30 路径规划结果

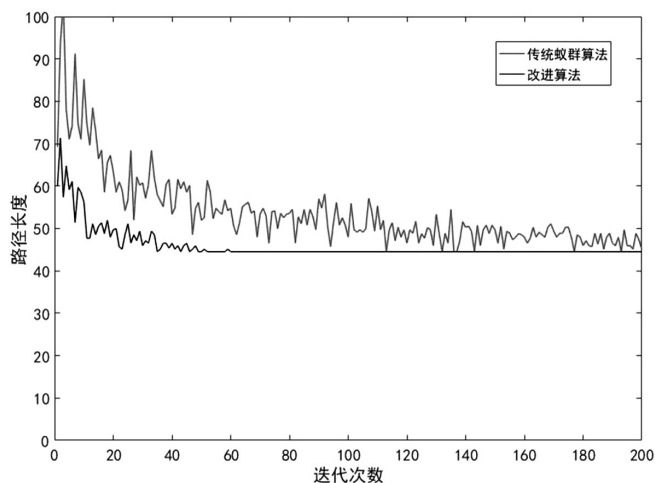


图7 30×30 收敛曲线图

从图中分析可得,在 20×20 的环境模型下,都能在设定的迭代范围内,最终规划出最优路径。在50次迭代完成时,传统蚁群算法稳定到最优路径,且达到算法收敛,而自适应概率选择模型的改进蚁群算法找到最优路径更快,并在20次迭代后达到稳定在最佳路径长度,其寻路效率更高。两倍于传统的路径规划速度。

在 30×30 的环境模型下,传统蚁群算法在迭代次数200次时曲线波动已经在一定的范围内,但并没有最佳收敛能力。而改进后的蚁群算法在70次迭代后曲线已经趋于平稳,最终收敛到最优路径。随着环境范围的扩大,复杂度提升,改进后的蚁群算法更能适应环境的变化,寻路效率、收敛速度更优于简单环境下的效果。

以上是两种算法在不同环境下进行路径规划获得的具有代表意义的路径图和收敛图,为了消除算法的偶然性,参数设置同上,本研究分别对两种环境下的两种算法进行20次实验,实验结果如表1所示。

表1 20次实验结果对比

环境模型	性能指标	传统蚁群算法	改进蚁群算法
20×20	最优路径长度	30.38478	30.38478
	最优路径平均长度	30.38482	30.38478
	平均耗时时长	12.231	12.206
30×30	最优路径长度	45.37520	44.52691
	最优路径平均长度	48.25371	44.52691
	平均耗时时长	95.691	91.516

综上所述,在复杂度不高的地图环境下,两种算法都能找到最短路径,达到寻优效果,并且在多次实验中,最优平均路径长度相差不大。但是两者相比,改进后的蚁

群算法在收敛的速度上更快,寻优耗时更短。

在复杂度高的地图环境中,传统蚁群算法适应能力较低,同等迭代条件下,只能在最佳解的范围上下波动;而改进的蚁群算法经过90次迭代达到稳定收敛。从表格1中分析得,在多次仿真验证中,改进后的算法在搜索能力和找到最短路径的速度上都有了很大的提升,效率更高。并且面对复杂度高的环境,改进的蚁群算法规划出的最优路径长度、平均路径长度、和平均耗时性能上明显要优于传统蚁群算法,具有优良的环境适应性。

6 结束语

针对传统蚁群算法在路径规划中收敛速度慢,耗时长等问题,本文提出一种自适应概率选择模型对蚁群算法进行改进:引入一个概率选择因子的参数值,在前期概率选择因子较小,随机策略选择保证了算法前期的大范围搜索能力;在后期进化方向基本确定,概率选择因子逐渐增大,更偏向于确定性选择策略,提高其运行速度,降低能量消耗;并且通过在转轮赌算法中增加概率排序机制,优化概率选择规则。同时,引入全局信息素和局部信息同时更新策略,正负反馈的结合有效的避免局部最佳。仿真结果表明,改进的蚁群算法相比传统蚁群算法,运行耗能降低,在环境复杂度提高的情况下有较好的适应性,所寻路径长度也要低于传统算法。改进的蚁群算法达到良好的优化性能。

参考文献:

- [1] 罗强,王海宝,崔小劲,徐洪泽.动态环境下改进人工势场法的仓储机器人自主导航系统研究[J/OL].计算机应用研究:18[2019.05.01].<https://doi.org/10.3969/j.issn.10013695.2018.09.0640>.
- [2] Bayili S, Polat F. Limited-Damage A*: A path search algorithm that considers damage as a feasibility criterion[J]. Knowledge-Based Systems, 2011, 24(4): 501-512.
- [3] Wang S X. The Improved Dijkstra's Shortest Path Algorithm and Its Application[C]//Seventh International Conference on Natural Computation, 2011.
- [4] 王薇,魏世民,杨月巧,等.基于神经网络的移动机器人路径规划[J].北京工业大学学报,2010,36(9):1287-1291.
- [5] 赵大兴,余明进,许万.基于高适应度值遗传算法的AGV最优路径规划[J].计算机工程与设计,2017,38(6):1635-1641.
- [6] 王辉,王景良,朱龙彪,等.基于改进蚁群算法的泊车系统路径规划[J].控制工程,2018,25(2):253-258.
- [7] 王志中.基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究

[J].机械设计与制造,2018(1):242-244.

- [8] 张祺,杨宜民.基于改进人工势场法的足球机器人避碰控制[J].机器人,2002,24(1):12-15.
- [9] 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.
- [10] 朱庆保,张玉兰.基于栅格法的机器人路径规划蚁群算法[J].机器人,2005,27(2):132-136.
- [11] 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):50-56.
- [12] Luo, Q., Wang, H., Zheng, Y. et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm Neural Comput & Applic (2019). <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04172-2>
- [13] 刘新宇,谭力铭,杨春曦,等.未知环境下的蚁群-聚类自适应动态路径规划[J].计算机科学与探索,2019,13(5):130-141.
- [14] 孙海洋,夏庆峰,杨冠男,郭黎黎.基于改进蚁群算法的机器人路径规划方案研究[J].软件导刊,2018,17(9):22-24.
- [15] 程金勇,王钦钊.基于改进人工势场法的机器人路径规划研究[J].科技与创新,2017(22):43-44.
- [16] 周敬东,郑小玄.基于改进蚁群算法的路径规划方法[J].湖北工业大学学报,2018,33(5):51-54,103.

作者简介:郑岩(1995-),男,硕士,从事机电系统电子技术,机器人路径规划方面的研究。

通信作者:罗强(1988-),男,讲师,研究方向:智能机器人,控制理论与工程相关领域研究。