

基于改进蚁群算法的机器人路径规划研究

石立新

(河南省市场监督管理局信息中心 河南 郑州 450000)

摘要: 针对当前机器人路径规划算法大多只考虑路径的单目标优化,提出一种基于多目标优化的改进蚁群算法,在考虑路径长度的基础上将转向次数加入启发函数中。同时对信息素范围加以限制,增大搜索空间,避免算法过快收敛于局部最优解。提出了一种信息素自适应挥发因子,从而提升算法的搜索性能及收敛速度。针对栅格环境中路径不平滑的问题,采用贝塞尔曲线对路径进行平滑处理。实验结果表明,改进的算法在常规和特殊环境下都表现出更好的综合性能且路径更加平滑,因此更适应机器人的实际运行情况。

关键词: 路径规划; 蚁群算法; 贝塞尔曲线; 移动机器人

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **文章编号:** 1671-654X(2021)02-0028-04

Research on Robot Path Planning Based on Improved Ant Colony Algorithm

SHI Li-xin

(Information Center of Henan Market Supervision Administration, Zhengzhou 450000, China)

Abstract: To solve the problem of most current robot path planning algorithms only consider the single-objective optimization of the distance, an improved ant colony algorithm based on multi-objective optimization is proposed, in which the turning times are added into the heuristic function on the basis of considering the path length. At the same time, the range of pheromone is limited to increase the search space and avoid the algorithm convergence too fast. In addition, a pheromone adaptive volatile factor is proposed to improve the search performance and convergence speed of the algorithm. Finally, in view of the non-smooth path in grid environment, the path is smoothed by using Bezier curve. The experimental results show that the improved algorithm has better comprehensive performance and smoother path in both conventional and special environments, so it is more suitable for the actual operation of the robots.

Key words: path planning; ant colony algorithm; Bezier curve; mobile robot

引言

移动机器人路径规划指的是机器人自身传感器对周围环境的感知,然后自主地规划出一条安全且高效的运行路径,同时完成相应的任务^[1]。针对移动机器人路径规划问题,目前常用的算法主要有 RRT 算法^[2]、人工势场法^[3]、模糊算法^[4]、A* 算法^[5]等。随着移动机器人运行环境结构复杂度的上升,出现了很多智能仿生算法,例如遗传算法^[6]、粒子群算法^[7]、灰狼算法^[8]、蚁群算法。以上这些算法在路径规划领域都有着不错的表现,但同时也存在着算法搜索效率低、稳定性差、计算量大、易陷入局部最优等问题。并且上述的许多算法优化目标较为单一,未考虑转向等因素,这可能导致机器人工作成本及自身消耗的增加,不符合机器人实际的运行情况。因此寻找一种更加符合实

际情景下的路径规划算法成为了当前移动机器人路径规划领域的一个热点方向。

蚁群算法是具有正反馈特性的一种算法,但同时也存在鲁棒性差、易陷入局部最优等不足。针对以上不足,国内外学者提出了许多改进方法。文献[9]改进了基本蚁群算法中启发因素更新模型的计算方式,提出了优胜劣汰法则、限制信息素取值等措施,提高了算法计算能力及效率。文献[10]提出了一种综合多指标启发函数,调整信息素更新机制,使得算法的综合性能得以提升,对周围工作环境变化的适应能力也大大加强。

结合以上问题,本文提出一种贝塞尔曲线结合改进蚁群算法的路径规划方法,提升算法综合能力并且实现了对规划路径的平滑处理,为机器人路径规划算

收稿日期: 2021-01-19 修订日期: 2021-03-15

作者简介: 石立新(1966-),男,山东淄博人,高级工程师,主要研究方向为机器人路径规划。

法的研究提供一个新思路。

1 基本原理

1.1 传统蚁群算法

蚂蚁在搜寻食物时,总能找到最短路径。研究发现原因是蚂蚁在搜寻过程中会不断分泌信息素并将其留在搜索路径上,当其他蚂蚁经过时就可以接收到相应信息,其中信息素浓度只跟蚂蚁搜索的路径长度有关,而信息素浓度高的路径被选中的概率更大。

在第 t 次迭代中,蚂蚁由节点 i 转移至节点 j 的概率如下:

$$p_{ij}^n(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{r \in A} [\tau_{ir}(t)]^\alpha [\eta_{ir}(t)]^\beta} & j \in A \\ 0 & j \notin A \end{cases} \quad (1)$$

式中 n 表示蚂蚁标号, i 和 j 分别表示当前位置和下一位置, τ 表示信息素浓度, η 为启发函数, α β 分别指信息素和启发式期望因子,反应各因素重要程度, A 表示蚂蚁可转移节点的集合。其中:

$$\eta_{ij}(t) = 1/d_{ij} \quad (2)$$

式中 d_{ij} 表示节点 i j 中心的欧式距离。

在迭代过程中,信息素更新模型如下:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho\tau_{ij}(t) + \sum_{n=1}^K \Delta\tau_{ij}^n(t) \quad (3)$$

$$\Delta\tau_{ij}^n(t) = \begin{cases} Q/L_n & i, j \in V \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (4)$$

式中 ρ 为信息素挥发剩余系数, Q 指信息素强度, L_n 为蚂蚁 n 所走过的路径总长, K 为蚂蚁数, V 为蚂蚁 n 走过节点的集合。另外,这里采用的是蚁周模型(Ant-Cycle)。

1.2 贝塞尔曲线

贝塞尔曲线是描述二维图形的一种数学曲线,主要由顶点和控制点组成,因由法国人 Pierre Bezier 研究而得名^[11]。贝塞尔曲线是在伯恩斯坦多项式基础上演化而来,能够利用较少的控制点拟合出复杂的平滑曲线图形,因此在各个领域中的应用广泛。

n 次贝塞尔曲线表达式如下:

$$P(s) = \sum_{i=0}^n P(i) B_{i,n}(s) \quad s \in [0, 1] \quad (5)$$

式中 $P(s)$ 为控制点, s 为变量, $P(i)$ 代表位置点,其中 $B_{i,n}(s)$ 为 n 次伯恩斯坦多项式,可表示为:

$$B_{i,n}(s) = C_n^i s^i (1-s)^{n-i} = \frac{n!}{(n-i)! i!} s^i (1-s)^{n-i} \quad (6)$$

方程中 n 的含义也可表示贝塞尔曲线的阶数,位

置点个数为 $n+1$, 控制点个数为 $n-1$ 。

贝塞尔曲线的一阶导数公式如下:

$$\frac{d(P(s))}{ds} = n \sum_{i=0}^n B_{i,n-1}(s) (P_{i+1} - P_i) \quad (7)$$

根据控制点的个数不同,可以将贝塞尔曲线分成一阶、二阶及高阶(三阶及以上)贝塞尔曲线。贝塞尔曲线主要具有以下特点:

1) 贝塞尔曲线与其特征多边形具有相同的起终点即 $P(0)$ 和 $P(1)$ 。

2) 贝塞尔曲线的形状由控制点决定,改变控制点曲线形状也将改变。

3) 贝塞尔曲线位于特征多边形的凸包内,与参考系无关。

2 改进蚁群算法

2.1 改进启发函数

传统蚁群算法中,启发函数与路径距离有关,本文在其基础上对启发函数做以下修改:

$$\eta_{ij}^n(t) = \zeta(i, j, q) + \delta_{ij}^n(t) \quad (8)$$

式中 η 为启发函数, ζ δ 分别表示距离和转向因素。可表示为:

$$\zeta(i, j, q) = \frac{[\max_{di} - d(j, q)]\omega}{\max_{di} - \min_{di} + c} + \mu \quad (9)$$

$$\delta_{ij}^n(t) = \begin{cases} u/\text{card}(A) & \{i\} = V \\ 0.5u & \text{dir}_{zi}(t) = \text{dir}_{zj}(t) \\ 0.5u/\text{card}(A) & \text{dir}_{zi}(t) \neq \text{dir}_{zj} \end{cases} \quad (10)$$

式中 ω 和 μ 是修正系数, \max_d 和 \min_d 分别为各相邻节点与终点的最大距离和最小距离; c 为大于零的常数; u 也是常数; dir_{zi} 为节点 z 向节点 i 转移的转向标号,其中 z 表示节点 i 前一个蚂蚁所经过的节点; card 用于求集合中的元素个数。

2.2 改进信息素增量

本文加入了转向启发因素,因此对信息素增量做下列修改:

$$\Delta\tau_{ij}^n(t) = \begin{cases} Q/Z_n(t) & i, j \in V \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (11)$$

$$Z_n(t) = xS_n(t) + yT_n(t) \quad (12)$$

式中 $Z_n(t)$ 为路径的综合指标; $S_n(t)$ 表示路径长度; $T_n(t)$ 表示转向次数; x y 为两个因素的权重系数。

2.3 限制信息素范围

在算法迭代过程中,对信息素取值做如下限制:

$$\tau = \begin{cases} \tau_{\min} & \tau < \tau_{\min} \\ \tau & \tau_{\max} \leq \tau \leq \tau_{\min} \\ \tau_{\max} & \tau > \tau_{\max} \end{cases} \quad (13)$$

通过上述操作,可以扩大算法的搜索空间,提高解

的多样性,从而易于找出最优解。

2.4 改进挥发因子

传统蚁群挥发因子在算法运行过程中是保持不变的,无法适应动态变化的环境。因此采用一种自适应动态挥发因子,表达式如下:

$$\rho(t+1) = \begin{cases} \frac{9n}{N}\rho(t) & \frac{9n}{N}\rho(t) < \rho_{\max} \\ \rho_{\max} & \text{others} \end{cases} \quad (14)$$

式中 n 表示当前迭代数 N 为最大迭代数。

2.5 改进初始信息素

为了改善算法初期搜索的盲目性,对算法初始信息素分布做以下改进:

$$\tau_i = \begin{cases} C & t \in R \\ \tau_0 & \text{others} \end{cases} \quad (15)$$

式中 C 为常数且大于 τ_0 R 为蚂蚁可行的有利节点区域集合。

2.6 改进算法实现流程

改进的蚁群算法流程图如图 1 所示。

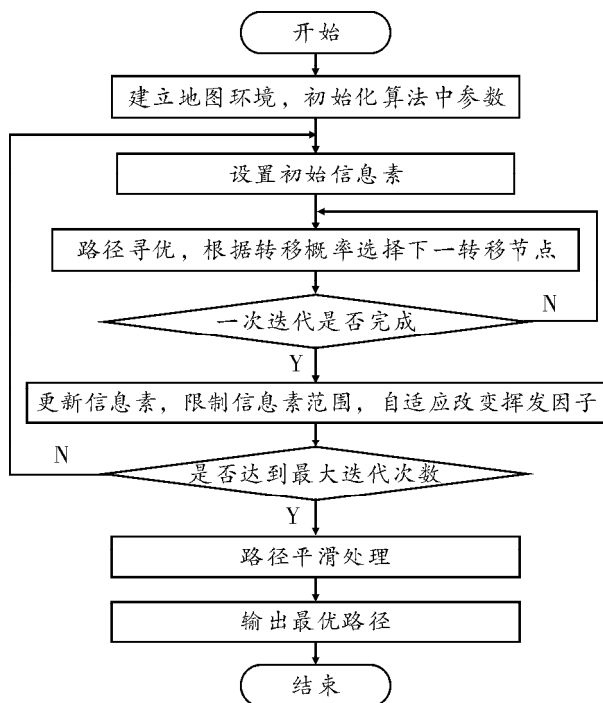


图 1 算法流程图

Step 1: 建立地图环境, 初始化算法各个参数。

Step 2: 根据改进的初始信息素公式, 计算环境中各区域的初始信息素浓度。

Step 3: 蚂蚁从起点开始搜索, 并根据式(1)计算下一节点的转移概率。

Step 4: 一次搜索完成后, 根据式(11)~式(15)更新对应的信息素。

Step 5: 判断迭代次数是否达到上限, 如果达到最

大迭代数则输出最优路径, 否则继续迭代。

Step 6: 利用贝塞尔曲线对上步得到的路径进行平滑操作, 输出最佳路径。

3 仿真及分析

3.1 环境地图建立

对移动机器人进行路径规划时常用的地图有栅格图、拓扑图、自由空间图等。栅格地图因具有建立简单便于修改等优点, 因此本文选用栅格地图作为仿真环境。在栅格地图中用黑色栅格代表障碍物, 白色栅格代表可行区域。为保证机器人运行安全, 这里规定路径不能经过障碍物边缘。

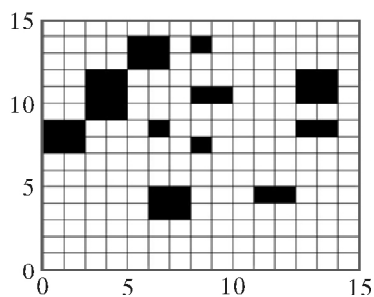


图 2 栅格地图

栅格地图环境如图 2 所示。假设栅格地图模型中, 栅格序号按从下至上, 从左到右依次增大。栅格地图大小为 m 行 n 列, 栅格序号为 Y , 栅格粒径为 1, 则序号与中心坐标换算公式如下:

$$\begin{cases} x = \text{mod}(Y, m) - 0.5 \\ y = \text{int}(Y/m) + 0.5 \end{cases} \quad (16)$$

3.2 常规环境下仿真分析

基于 MATLAB 2016a 平台搭建栅格地图环境, 设置起点坐标(0.5, 0.5), 终点坐标(14.5, 14.5)。主要参数设置为最大迭代数为 30, α β 分别为 1 和 8, 权重系数 $x=1$ $y=100$ 。传统蚁群算法和改进算法仿真结果分别如图 3 和图 4 所示, 各指标对比结果如下表。

算法结果对比表

算法	路径长度	转向次数	运行时间/s	迭代次数
本文算法	22.7	3	3.27	5
传统蚁群算法	23.3	9	4.13	11

由图 3、图 4 可以看出本文改进后的算法可以更快的找出最优解, 搜索效率得以提高, 并且在路径长度和转弯次数指标上均优于传统蚁群算法, 有利于减少机器人实际工作时损耗。另外改进算法得出的路径平滑度也好于传统蚁群算法, 这对于机器人降低转弯带来的自身磨损, 延长机器人使用寿命有着重要意义。

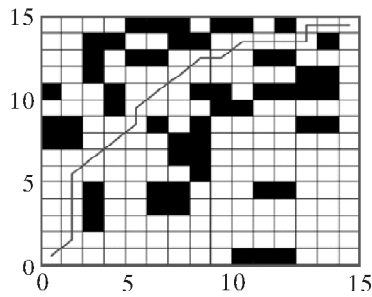


图3 传统蚁群算法仿真图

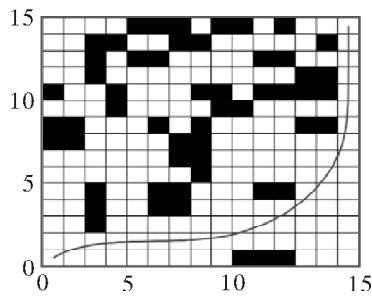


图4 改进算法仿真图

3.3 特殊环境下仿真

在特定的极端环境下,将本文改进后的算法与传统算法在 8×8 的栅格地图上进行仿真,参数设置与常规环境下的保持一致,仿真结果如图5和图6所示。由图可得在设定的环境下,因为在启发函数中加入了转向因素,改进的算法在转向次数上远少于传统的蚁群算法且转弯处路径更加的平滑,使得机器人在转向上的消耗大大减少。因此在特殊地形下,改进的算法相较于传统蚁群算法优势更加明显,体现出算法的优

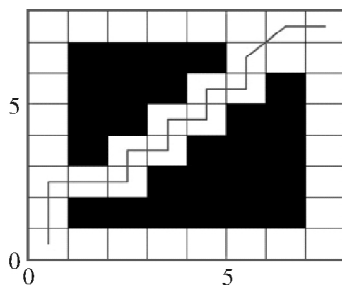


图5 传统蚁群算法仿真图

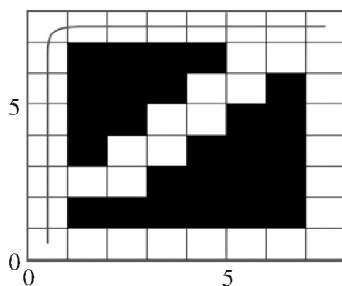


图6 改进算法仿真图

越性能。

4 结论

针对机器人路径规划问题,提出了一种改进的蚁群算法,可以得到以下结论:

- 1) 将转向因素加入启发函数中,使算法的综合性能得以提升,在保证路径短的同时减少了机器人转向次数,从而降低转向带来的自身损耗。
- 2) 通过对信息素的取值进行限定,增加了算法解的数量,从而防止算法陷入局部最优。
- 3) 信息素挥发因子进行改进,采用了动态自适应信息素挥发因子,提高了算法的全局搜索性能和收敛速度,改进初始信息素分布降低算法搜索的盲目性。
- 4) 针对路径不平滑的问题,利用贝塞尔曲线对路径进行优化,平滑后的路径更有利于机器人实际工作。最后在栅格地图环境下利用仿真,验证了改进算法的可行性和有效性。

参考文献:

- [1] 朱大奇,颜明重. 移动机器人路径规划技术综述[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 961-967.
- [2] Kun W, Bingyin R. A Method on Dynamic Path Planning for Robotic Manipulator Autonomous Obstacle Avoidance Based on an Improved RRT Algorithm[J]. Sensors, 2018, 18(2): 571.
- [3] Rostami S M H, Sangaiah A K, Wang J, et al. Obstacle Avoidance of Mobile Robots using Modified Artificial Potential Field Algorithm[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019(1): 1-19.
- [4] 章菊,李学鋈,王新宇. 一种改进的智能物流车模糊路径规划算法[J]. 装备制造技术, 2020(3): 30-33.
- [5] Zhang H M, Li M L, Yang L. Safe Path Planning of Mobile Robot Based on Improved A* Algorithm in Complex Terrains[J]. Algorithms, 2018, 11(4): 44.
- [6] Lamini C, Benhlila S, Elbekri A. Genetic Algorithm based Approach for Autonomous Mobile Robot Path Planning[J]. Procedia Computer Science, 2018, 127: 180-189.
- [7] 刘艳红,陈田田,张方方. 基于改进粒子群算法的移动机器人路径规划[J]. 郑州大学学报(理学版), 2020, 52(1): 114-119.
- [8] 刘宁宁,王宏伟. 基于改进灰狼优化算法的移动机器人路径规划[J]. 电测与仪表, 2020, 57(1): 76-83, 98.
- [9] 葛志远,肖本贤. 使用改进蚁群算法的AGV路径规划研究[J]. 机械设计与制造, 2020(6): 241-244, 248.
- [10] 李理,李鸿,单宁波. 多启发因素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, 250.
- [11] 陈成,何玉庆,卜春光,等. 基于四阶贝塞尔曲线的无人车可行轨迹规划[J]. 自动化学报, 2015, 41(3): 486-496.