

基于改进蚁群算法的移动机器人全局轨迹规划研究

屈正庚¹, 杨 川²

(1. 商洛学院数学与计算机应用学院, 陕西 商洛 726000)

(2. 重庆理工大学电子信息与自动化学院, 重庆 400054)

[摘要] 分析了机器人的轨迹规划问题、蚁群算法原理;建立了轨迹规划的网格环境模型;对环境模型中机器人的轨迹规划进行了研究和分析,提出了一种基于改进蚁群算法的自适应蚁群算法;并对自适应蚁群算法的参数进行了修正;通过仿真结果证明了改进后的蚁群算法的可行性、优越性。

[关键词] 移动机器人, 轨迹规划, 建模, Ant-cycle 模型, 自适应

[中图分类号] TP242 [文献标志码] A [文章编号] 1001-4616(2015)01-0081-05

Research on Global Path Planning for Mobile Robot Based on Improved Ant Colony Optimization Algorithm

Qu Zhenggeng¹, Yang Chuan²

(1. School of Mathematics and Computer Application, Shangluo University, Shangluo 726000, China)

(2. School of Electronic Information and Automation, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

Abstract: Analysis of the principle of ant colony algorithm trajectory planning, robot, the grid environment model for trajectory planning of robot trajectory planning, and environment model is discussed and analyzed. An adaptive ant colony algorithm based on improved ant colony algorithm was proposed; and the adaptive ant colony algorithm parameters were corrected by simulation results to prove the superiority, feasibility of the improved ant colony algorithm.

Key words: mobile robot, path planning, modeling, Ant-cycle model, automatic adaptation

移动机器人的轨迹规划问题是找到一个无碰撞运动路径的方法,从给定出发点、结束点的情况下,找到最短路径。因为蚂蚁寻找食品过程和移动机器人轨迹规划研究过程惊人的相似,因此将这种方法定义为蚁群算法(ACO)。蚁群算法(ACO)受到了大量的专家、学者关注,他们进行了大量的研究^[1]。但是对于传统蚁群算法存在的缺点:较长的操作时间,容易出现停滞,收敛速度慢等,还有待进一步研究、改善^[2]。目前此领域还有较大的研究空间。

针对上述问题,本文通过理论分析,提出了一个改进方案。对原有算法进行修改,对参数进行了修定;并通过 MATLAB 仿真进行了验证。一定程度上解决了速度慢、操作时间长的问题。

1 问题分析与建立模型

对于一个二维随机地形,移动机器人在其地形的运动过程中,现有的静态障碍物的位置、大小为已经获得的信息,都是常数,不会改变。网格法主要是用来建立网格环境和获得相应的图结构逻辑,本文采用网格法来搭建系统的图解模型^[3]。

定义 ZX 为二维平面中机器人的规定移动区域,区域中存在 N 个静态障碍物分布。为了便于分析、描述,简单的做如下定义:设区域 ZX 的所有网格组成的集合是 Z , G 是一个随机的网格。 $OX = \{O_1, \dots, O_m\}$ 为障碍物的网格集, KX 是可行的网格集。每个网格有唯一对应的坐标和编号,对应关系如图 1 所示。

每行格数 $N_x = 4$, 每列格数 $N_y = 4$ 。令左上角第一格 g_1 的坐标为 $(0.5, 3.5)$, 序号为 1; 第二格 g_2 的坐标

收稿日期: 2014-08-16.

基金项目: 陕西省科技厅科研项目(2013JM1023)、陕西省教育厅科研计划项目(2013JK1201)。

通讯联系人: 屈正庚, 讲师, 研究方向: 协同设计与网络控制、计算机应用技术。 E-mail: quzhenggeng@163.com

为(1.5,3.5),序号为 2;第 5 格 g_5 的坐标为(0.5,2.5),序号为 5;其他依次类推,令 $S = \{1, 2, 3, \dots, N\}$ 为网格序号集. $g_i(x_i, y_i)$ 的序号 n 的对应关系由式(1)计算,本文取 $R_a = 1^{[4]}$. 坐标与序号构成相互映射的关系:

$$\begin{cases} x_i = R_a [\text{mod}(n, N_x) - \frac{R_a}{2}], \\ y_i = R_a [N_y + \frac{R_a}{2} - \text{ceil}(n/N_y)], \end{cases} \quad (1)$$

其中,mod 为取 n/N_x 的余数;ceil 为取 n/N_y 的整数. 初始点 g_b 为随即网格坐标,结束点 g_e 也为随即网格坐标,注意二者不相等.

模拟实际的蚂蚁觅食环境,设置初始点网格坐标是蚁穴,结束点网格坐标是食物来源. 蚂蚁在 ZX 平面内反复地对食物源进行搜索,过程中蚂蚁会保持信息素、记录障碍物坐标、记录绕开障碍物路径. 其结果将导致在反馈效应的作用下蚂蚁找到最短路径^[5]. 本文为方便表达,简单的定义如下:

定义 1 $\text{ant} = \{1, \dots, K, \dots, M\}$ 是蚂蚁的集. M 代表所有的蚂蚁总数, $K \in \text{ant}$ 代表了其中 1 个蚂蚁.

定义 2 $\tau_{ij}(t)$ 代表时间为 t 时,网格 g_i, g_j 之间信息素数量.

定义 3 任何两个网格之间的距离是网格之间的连接长度,记为 $D(g_i, g_j)$. 那么可得:

$$D(g_i - g_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}. \quad (2)$$

在 ZX 上建立的网格模型,可以对应到图结构. 如图 2(a)(b)所示,图 2(a)为网格样式,黑色网格用 1 表示为障碍物,白色网格用 0 表示为可行网格集 KX. 那么状态矩阵 P 为:

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

图 2(b)为(a)的图结构. (b)与(a)的网格中数字

相等,无障碍物地点坐标和有障碍物地点坐标一一对应. 那么根据模型,即可描出蚂蚁可运动的所有路径^[6]. 图中箭头表示蚂蚁可运动的路径. 由于 4、7、13 是障碍物,蚂蚁无法向其移动. 所以 4、7、13 数字上面没有箭头(可运动路径).

2 机器人轨迹规划

由上节问题分析与建立模型可以得到,基于蚁群算法的机器人轨迹规划问题可描述为:把蚂蚁放在初始点 g_b ,这是环境中所有蚂蚁的初始点;每个蚂蚁到达目的地,过程中将更新路径上的信息素. 一直重复,直到达到集合的迭代次数.

由于信息素更新策略的差异,学者们提出了几种不同的模型^[7]. 主要的 3 种模型为蚁周(Ant-Cycle)模型、蚁量(Ant-Quantity)模型与蚁密(Ant-Density)模型,区别在于求解 $\Delta\tau_{ij}^k$ 方法. 本文选择 Ant-Cycle 模型作为研究基础. 其信息素量更新机制利用的是整体信息,利于短路径相应信息素量增加,相对提高了搜索收敛速度.

Ant-Cycle 模型中:

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过 } (i, j), \\ 0, & \text{否则,} \end{cases} \quad (4)$$

其中, Q 为蚂蚁完成完整的轨迹搜索后释放的信息素总量; L_k 为第 k 只蚂蚁走的所有路径之和,初始时刻 $\Delta\tau_{ij}^k(0) = 0$.

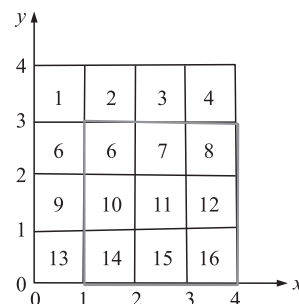


图 1 网格与序号关系图

Fig. 1 Grid with the serial number diagram

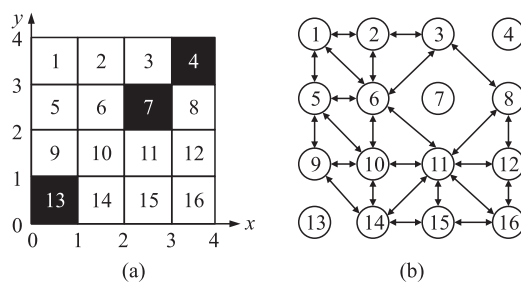


图 2 网格环境与逻辑图

Fig. 2 Grid environment and logic diagram

3 自适应蚁群算法

研究蚁群算法初始阶段,发现在搜索环境信息的过程中,存在着盲目性,而且搜集到的环境信息,并不能够及时对机器人产生指导作用,要经过很长的一段时间才能反映.由于环境信息的不完全搜索,又容易出现局部最优解现象,偏离了全局最优解,这样反而使得机器人移动的时间增长^[8].

针对以上的缺点,本文从蚁群算法的信息素更新策略及启发信息更新策略方面进行如下改进,提出了一种自适应蚁群算法.

3.1 自适应信息素及更新方案

本文采用自适应信息素 ρ_n 作为计算量 n 的函数.在移动机器人寻找最佳路径的起始阶段, ρ_n 应设置得大一些,以增加搜索范围;随着计算的进行,到了寻找的中后阶段,则需要 ρ_n 尽可能小一点,缩小求解数据的范围,促进收敛过程.在大量实验和推导下,将 $\rho_n = \left(\frac{\ln n}{n}\right)^{1/a}$ 作为自适应信息素基本函数.同时在进行反复研究后,为了避免后期大量重复、无效的计算,使算法能够较快地收敛,并得到全局最优解.将函数做了以下更改:

$$\begin{aligned} \tau_{ij}(t+1) &= (1-\rho_n)\tau_{ij}(t) + \rho_n \Delta\tau_{ij}, \\ \Delta\tau_{ij} &= \begin{cases} 0, & \text{如果边}(i,j) \notin \text{当前最优路径 } L_s, \\ \frac{Q}{L_{ns}}, & \text{如果边}(i,j) \in \text{当前最优路径 } L_s, L_{ns} \text{ 为本次迭代的最优路径长度.} \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

根据上式可知,本方案仅需要改变极少的信息素量,就能很大程度上加快机器人寻找最佳路径的速度.

3.2 启发信息更新策略:动态调整启发信息策略

根据直线优化 A^* 算法思想、原理^[9].在函数中加入导向因子 b 及 d_{je} ,那么可得

$$\eta_{ij} = 1/(d_{ij} + b d_{je}), \quad d_{je} \text{ 为可选节点 } j \text{ 与终点 end 的直线距离}, \quad (6)$$

d_{je} 的加入使算法具有了导向性,提高了计算的选择性.计算范围可以看做以当前节点和目标节点为焦点的椭圆区域.但是如果导向因子在计算一开始就加入,则会将计算局限在临近区域,得不到全局最优解.因此采取如下方案克服此缺陷.将整个计算分为 3 个阶段,计算前期扩展计算范围,当计算的中前期再引入导向因子来减小计算范围,到计算后期再放宽计算范围.通过分阶段加入导向因子,既有效地减小了时间消耗,提高了计算效率,同时得到了全局最优解.过程函数式如下:

$$\eta_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{d_{ij}}, & \text{其他,} \\ \frac{1}{d_{ij} + b d_{je}}, & \varepsilon < d_{bi} < d_{be} - \varepsilon, \end{cases} \quad (7)$$

d_{bi} 的阈值 ε 以实际 d_{be} 来定,实际效果要根据实际参数和数据量而定.

4 仿真实验与算法比较

为了研究自适应蚁群算法的有效性,在软件 Matlab7.0 上进行了大量的仿真实验.本实验中网格规模为 $n=20 \times 20$,故选取蚂蚁规模为 $m=20$. Q 为已知量,表示蚂蚁留下的信息素总量,查询相关资料,多数情况下赋值为 100. $\tau_0 \in (\tau_{\min}, \tau_{\max})$,本实验中取 $\tau_0=2.5$. 根据目前已公布的 α, β 的最好取值范围: $0 \leq \alpha \leq 5$, $0 \leq \beta \leq 5$ ^[10].

在 Matlab7.0 多次实验,分析 α, β 值, α, β 是影响算法性能的重要参数,最终,进过大量仿真、数据分析,得到最佳值为 $\alpha=1, \beta=4$. 最终自适应蚁群算法参数设置如表 1 所示.

本文自适应蚁群算法寻优结果如图 3 所示,最优路径长度为 29.796 个单位,最优解的变化过程如图 4,最优路径为:

$$\begin{aligned} g_1 \rightarrow g_{21} \rightarrow g_{41} \rightarrow g_{62} \rightarrow g_{83} \rightarrow g_{84} \rightarrow g_{105} \rightarrow g_{126} \rightarrow g_{146} \rightarrow g_{167} \rightarrow g_{188} \rightarrow g_{189} \rightarrow g_{210} \rightarrow g_{231} \rightarrow \\ g_{251} \rightarrow g_{251} \rightarrow g_{271} \rightarrow g_{292} \rightarrow g_{313} \rightarrow g_{334} \rightarrow g_{335} \rightarrow g_{356} \rightarrow g_{377} \rightarrow g_{398} \rightarrow g_{399} \rightarrow g_{400} \end{aligned}$$

表 1 自适应蚁群算法参数设置

Table 1 Adaptive ant colony algorithm parameter settings

参数	最大值	m	τ_0	α	β	ρ_n	Q	qo_{\min}	qo_{\max}	C_{\min}	C_{\max}	ε	N_q	b
设置	100	20	2.5	1	4	$\left(\frac{\text{thn}}{n}\right)^{\frac{1}{3}}$	100	0.1	0.99	0	9	$0.2d_{be}$	5	1.5

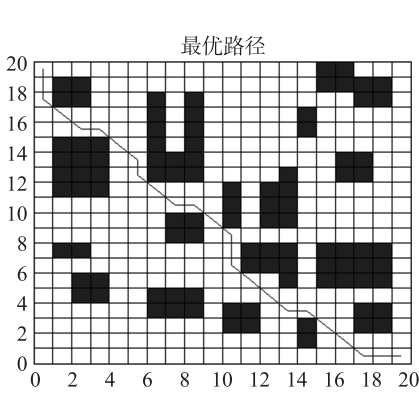


图 3 自适应寻优结果

Fig. 3 Adaptive optimization results

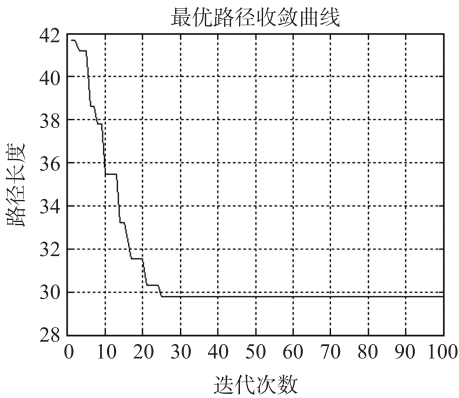


图 4 自适应最优解变化过程

Fig. 4 Adaptive optimal solution change process

为验证改进算法的有效性,采用 Ant-cycle 模型蚁群算法在相同环境下进行仿真. 参数设置见表 2 所示.

表 2 Ant-cycle 模型蚁群算法参数设置

Table 2 Ant-cycle model of ant colony algorithm parameter settings

参数	MAX	m	τ_0	α	B	ρ	Q	q_0
设置	100	20	2.5	1	5	0.8	100	0.95

算法寻优结果如图 5 所示,最优路径长度为 30.382 个单位. 最优解的变化过程如图 6,最优路径为:

$$\begin{aligned} &g_1 \rightarrow g_{21} \rightarrow g_{41} \rightarrow g_{62} \rightarrow g_{83} \rightarrow g_{84} \rightarrow g_{105} \rightarrow g_{126} \rightarrow g_{146} \rightarrow g_{167} \rightarrow g_{188} \rightarrow g_{189} \rightarrow g_{210} \rightarrow g_{231} \\ &\rightarrow g_{232} \rightarrow g_{233} \rightarrow g_{234} \rightarrow g_{255} \rightarrow g_{275} \rightarrow g_{295} \rightarrow g_{316} \rightarrow g_{337} \rightarrow g_{357} \rightarrow g_{378} \rightarrow g_{399} \rightarrow g_{400} \end{aligned}$$

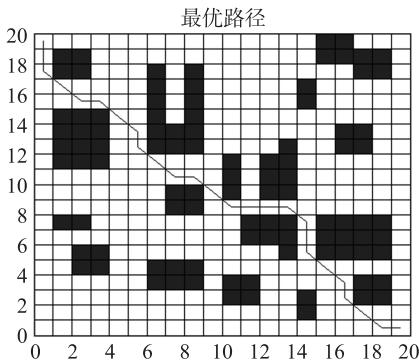


图 5 Ant-cycle 模型寻优结果

Fig. 5 Ant-cycle model search results

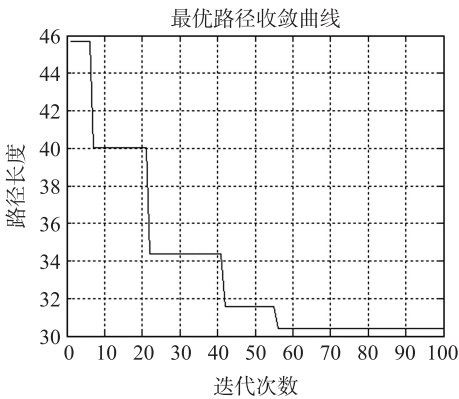


图 6 Ant-cycle 模型最优解变化过程

Fig. 6 The change process of optimal solutions for ant-cycle model

通过图 4、图 6 对比分析:改进后的自适应算法比 Ant-cycle 模型具有更多的“锯齿”,是更先进的算法. 证明自适应具有更强的全局搜索能力;当陷入局部最优解时,该算法能实现参数自动适应调整,跳出局部最优,并继续搜索全局最优解;此外自适应找到全局最优解的速度高于 Ant-cycle 模型算法,能提高搜索效率和收敛速度,具有较强的适应性.

5 结束语

本文提出了一种基于改进蚁群算法的移动机器人的轨迹规划方法,即自适应蚁群算法. 建立、分析、

研究了基于网格方法的轨迹规划的静态环境模型;主要是通过对 Ant-cycle 模型蚁群算法在路径信息素更新策略上面、启发信息更新策略上面进行了改进;对改进之后的信息素更新策略进行了分析,得出了算法收敛性的改进方案及参数的设置方案;最后在 Matlab 上仿真实验证明了自适应蚁群算法的有效性、可行性、优越性,提出对平滑后的可行路径进行轨迹跟踪的思想。

[参考文献]

- [1] 赵金龙,曹雷,郭锐. 基于 ADAMS 的输电线路移动机器人越障仿真[J]. 计算机应用与软件,2012,29(4):59-63
- [2] 陈祥章. 基于单目视觉的机器人人工势场法路径规划研究[J]. 南京师大学报:自然科学版,2014,37(1):61-66.
- [3] 王梅,王叶婷,屠大维. 基于混合势场法的移动机器人路径规划[J]. 计算机应用研究,2012,29(7):2 447-2 450.
- [4] Dorigo M,Maniezzo V,Colomi V. The ant system:optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems,Man,and Cybernetics Part B,2006,26,ZX:29-41.
- [5] 朱东伟,毛晓波,陈铁军. 基于改进粒子群三次 Bezier 曲线优化的路径规划[J]. 计算机应用研究,2012,29(5):1 710-1 713.
- [6] 张彪,曹其新,王雯珊. 使用三维栅格地图的移动机器人路径规划[J]. 西安交通大学学报:自然科学版,2013,47(10):57-62.
- [7] 李方洁,刘希玉,陈洁. 基于改进蚁群算法的 DNA 双序列比对[J]. 南京师大学报:自然科学版,2010,33(4):148-152.
- [8] 张琦,马家辰,谢玮. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 东北大学学报:自然科学版,2013,34(11):109-114.
- [9] 李琳,任俊霖,邹焱飏. 基于免疫遗传算法的移动机器人轨迹跟踪[J]. 华南理工大学学报:自然科学版,2013,41(7):13-19.
- [10] 陈卫东,朱奇光. 基于模糊算法的移动机器人路径规划[J]. 电子学报,2011,39(4):971-975.

[责任编辑:顾晓天]