

# 基于优化蚁群算法的机器人路径规划

任春明<sup>1,2</sup>, 张建勋<sup>1</sup>

(1. 南开大学信息技术与科学学院, 天津 300071; 2. 天津财经大学信息科学与技术系, 天津 300222)

**摘要:** 研究机器人导航中的路径规划问题, 运用栅格法和图论思想建立环境模型, 在该模型中通过蚁群算法进行路径寻优, 提出用遗传算法的思想改进已有蚁群算法, 即 GAA 算法。仿真实验结果表明, 该算法能有效地提高机器人的路径搜索速度及路径优化、路径平滑等方面的指标。

**关键词:** 优化蚁群算法; GAA 算法; 路径规划

## Robot Path Planning Based on Improved Ant Colony Optimization

REN Chun-ming<sup>1,2</sup>, ZHANG Jian-xun<sup>1</sup>

(1. College of Information Technical and Science, Nankai University, Tianjin 300071;

2. Department of Information Science and Technology, Tianjin University of Finance and Economics, Tianjin 300222)

**【Abstract】** This paper mainly researches the problem of path planning in navigation of robot. The algorithm describes the environment of robot making use of grid division. In this environment, Ant Colony Optimization(ACO) is used to do path planning. The ACO is improved by the idea of Genetic Algorithm(GA), GAA algorithm is presented. Simulation results show that the method can effectively improve the speed of path searching, path optimizing and path smoothness.

**【Key words】** Ant Colony Optimization(ACO); GAA algorithm; path planning

### 1 概述

智能移动机器人导航主要包括定位、避障和路径规划等任务。路径规划问题是移动机器人工作最重要的基本环节之一。路径规划是在起始点和目标点已知的情况下, 按某一给定的性能指标搜索一条从起始点到目标点近似最优的无碰路径。根据环境信息已知程度的不同, 路径规划可分为 2 种类型: (1) 环境信息已知的全局路径规划; (2) 环境信息未知或部分未知, 必须用传感器进行实时环境探测以获取障碍物信息的局部路径规划。路径规划算法的计算量取决于任务、环境的复杂度以及对规划路径的质量要求。

本文研究的全局路径规划包括环境建模和路径搜索策略 2 个方面。环境建模的主要方法有可视图法、自由空间法和栅格法等。与前 2 种方法相比, 栅格法具有精度高、易于实现等特点, 因此, 被广泛采用。路径规划的主要搜索策略有人工势场法、遗传算法和模糊逻辑算法等。人工势场法结构简单, 便于低层的实时控制, 在实时避障和平滑的轨迹控制方面得到了广泛应用。但它容易产生局部最优解问题, 导致死锁。遗传算法可以克服这一缺点, 但遗传算法运算速度慢, 进化众多的规划将占据较大存储空间和运算时间, 实时性差。基于实时传感信息的模糊逻辑算法模拟人的规划经验, 通过查表得到规划信息, 实现局部路径规划, 克服了势场法的局部极小问题, 适用于时变未知环境下的路径规划。其实时性较好但通用性差、得到的规划路径通常不是最优或近似优化的<sup>[1-2]</sup>。

蚁群算法是 1991 年意大利学者 Dorigo 受到自然界中真实蚁群集体行为研究成果的启发而提出的一种蚁群的模拟优化算法。目前已经成功解决了诸如 TSP, QAP, JSP 等典型的优化问题。本文将一种改进的蚁群算法应用于智能移动机器人

的路径规划中。

### 2 问题描述及环境模型的建立

#### 2.1 问题描述

移动机器人最基本的路径规划问题是在完全已知的静态障碍物之间, 为机器人寻找一条从给定的起始点到目标点的满足一定优化指标的无碰撞路径。以  $AS$  表示无碰撞的自由位形空间, 路径规划问题可以描述为: 给定一个起始结点  $g_{begin}$  和目标结点  $g_{end}$ , 在  $AS$  中寻找一条连接这 2 点的连续曲线, 并满足某些性能指标, 或者确定不存在这样的连接。

机器人的路径规划主要包括环境建模、路径搜索、路径平滑等环节<sup>[2]</sup>。建立环境模型是机器人路径规划的一个重要环节。机器人的工作空间是一个现实的物理空间, 而路径规划算法所处理的空间是环境的抽象空间, 环境建模是实现物理空间到算法处理抽象空间的一个映射。先选择栅格法对环境信息进行提取、处理和描述, 并将环境信息存储为像元阵列, 然后吸收图论思想, 将像元阵列映射到具有拓扑意义的图中。

#### 2.2 栅格划分环境空间

对于任意二维地形, 存在有限数量的障碍物, 由于这些障碍物的坐标极易测绘, 因此可视为已知信息, 可以对二维空间遍历后, 建立栅格地图<sup>[3]</sup>。记  $AS$  为机器人 Robot 在二维平面上的凸多边形有限运动区域, 其内部分布着有限数量

**基金项目:** 国家“863”计划基金资助项目“家用保安机器人共性单元部件及技术的研发”(2005AA420290)

**作者简介:** 任春明(1977-), 男, 博士, 主研方向: 移动机器人导航; 张建勋, 教授、博士生导师

**收稿日期:** 2007-10-20 **E-mail:** rcmgg412@sina.com

的静态障碍物  $Obj_1, Obj_2, \dots, Obj_n$  ; 在 AS 中建立系统直角坐标系  $\Sigma_0$  , 且以 AS 左下角为坐标 0 点, 以横向为 X 轴, 以纵向为 Y 轴。AS 在 X 方向、Y 方向的最大值分别为  $x_{\max}$  和  $y_{\max}$  。假设保证机器人能自由运动的活动范围为  $[0, R_c]$  , 以  $R_c$  为步长将 X、Y 分别进行划分, 由此形成一个个栅格。考虑 AS 为任意形状, 因此, 可在障碍物边界补以障碍栅格, 将其补为正方形或者长方形, 其中,  $Obj_i (i=1,2,\dots,n)$  占一个或多个栅格, 当不满一个栅格时, 算一个栅格。

下面, 对机器人路径规划的有关问题给出相应的约定: 记  $g$  为任意栅格, 设 AS 中的栅格构成集合  $A$  , 记  $OS = \{O_1, O_2, \dots, O_n\} \in A$  为障碍栅格集, 其中,  $obj_i (i=1,2,\dots,n) \in OS$  ,  $g \in A$  在  $\Sigma_0$  都有确定的坐标  $(x, y)$  , 记作  $g(x, y)$  。设  $S = \{1, 2, \dots, m\}$  为栅格序号集。  $g_i \in A$  的坐标  $(x_i, y_i)$  与序号  $i \in S$  构成互为映射关系。

路径规划的起始位置为  $g_{begin} \in A$  , 且  $g_{begin} \notin OS$  , 终止点  $g_{end} \in A$  , 且  $g_{end} \notin OS$  ,  $begin \neq end$  。

### 2.3 栅格环境与图的逻辑对应

在 AS 中建立的栅格环境模型可以逻辑对应到图结构中。图  $G = \langle V, E \rangle$  ;  $V$  为图中节点的集合,  $E$  为逻辑边的集合。所有的栅格环境都可以对应到图, 在图中可以显示栅格结点间的连通信息, 其中独立的节点为障碍物节点。

可将障碍物位置信息用一个数组矩阵表示, 整个环境空间的边界可以抽象为障碍物。障碍物地图矩阵为  $i \times j$  的二维数组  $Q_{(i-1)(j-1)}$  。

在该二维矩阵中,  $Q(i, j) = 1$  表示二维平面上划分的栅格中, 处于第  $i$  行、第  $j$  列的栅格为障碍物栅格。

## 3 基于优化蚁群算法的路径寻优

机器人的路径规划问题属于带约束条件的连续函数求最优值问题。在上述讨论中, 利用栅格法建立了算法所能处理的抽象的量化环境模型, 下文将论述在环境模型中利用改进蚁群算法进行路径搜索的整体思路。

### 3.1 蚁群算法的原理与工作流程

为了更清晰地阐述蚁群算法的基本原理<sup>[4]</sup> , 以图论的思想描述路径规划问题: 给定图  $G = \langle V, E \rangle$  , 其中,  $V$  为节点集合;  $E$  为相邻 2 个节点连接组成的边的集合, 并且知道边的权值。路径规划问题就是在赋权图  $G$  的 2 个节点之间, 找出一条权值最小的路径。对于本文研究的机器人路径规划问题, 它的赋权图  $G$  为有向图。

简单蚁群算法的流程如图 1 所示。

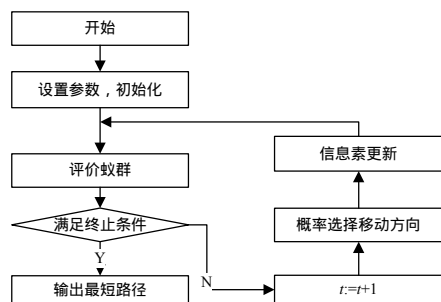


图 1 基本蚁群算法流程

### 3.2 蚁群算法的改进

#### 3.2.1 改变“信息素”更新策略

“信息素”更新机制的选择直接影响算法性能。“信息素”

更新机制的选取首要考虑 2 个问题: 加强正反馈和增强解的多样性。

本文借鉴精英蚂蚁的思想<sup>[5]</sup> : 在每次搜索迭代过程中, 局部地更新信息素, 同时, 在完成一次循环后, 选出全局最优蚂蚁, 进行信息素全局更新。这样, 采取全局最优蚂蚁的信息素不断地进行全局更新, 增强了正反馈机制, 提高蚁群算法的收敛速度; 同时, 采取局部更新与全局更新相结合, 增加了了解的多样性, 避免了早熟收敛。

#### 3.2.2 遗传算法与蚁群算法的融合(GAA 算法)

传统遗传算法与蚁群算法的结合, 实质是在不同阶段使用不同算法, 而不是真正意义上的融合。在本课题中, 将遗传算法交叉与变异的思想融入蚁群算法中, 使 2 种算法的交融与合作始终贯穿于问题空间的求解。

具体工作流程如图 2 所示。

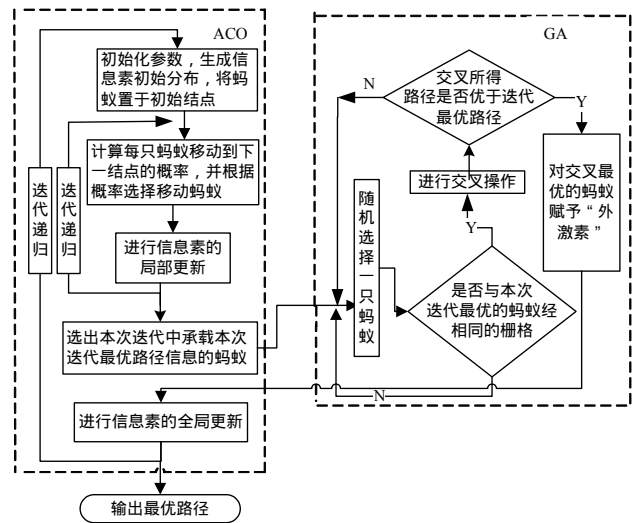


图 2 改进后蚁群算法进行路径寻优的流程

交叉操作是在蚁群完成一次循环后, 随机选择的 2 只蚂蚁之间进行的, 而考虑到蚁群系统在更新信息素时只考虑迭代最优的蚂蚁, 若随机选择的蚂蚁不包含迭代最优的蚂蚁, 则对一次搜索的贡献不大。交叉操作是在迭代最优蚂蚁与随机选择的其他蚂蚁之间进行, 也可以按概率  $P_c$  (交叉概率) 从整个蚁群随机的抽选一定数量的蚂蚁与迭代最优蚂蚁之间进行交叉操作。

例如, 在  $10 \times 10$  的栅格环境中, 栅格的单位长度为 1, 序号为 1 的栅格为起始栅格, 序号为 100 的栅格为目标栅格。假如, 某次迭代最优蚂蚁路径经过的栅格点为 (1, 2, 13, 24, 35, 46, 57, 67, 77, 87, 98, 99, 100), 其路径长度为 15.1; 随机选择另外一只蚂蚁搜索到路径经过的栅格点为 (1, 2, 13, 14, 15, 26, 37, 47, 57, 67, 77, 87, 97, 98, 99, 100), 其路径长度为 15.8。

2 只蚂蚁经过的相同的栅格序号的集合为 (12, 13, 57, 67, 77, 98, 99, 100), 随机选择一个交叉点为 57 号栅格, 可得 2 条交叉路径:

Path1 : (1, 2, 13, 24, 35, 46, 57, 67, 77, 87, 98, 99, 100), 其路径长度为 14.5。

Path2 : (1, 2, 13, 14, 15, 26, 37, 47, 57, 67, 77, 87, 97, 98, 99, 100), 其路径长度为 16.4。

这样, 在一次循环结束后, 利用迭代最优蚂蚁与蚁群按一定的概率进行交叉、变异操作, 增加了了解的多样性, 能够增强避免算法陷入局部最优值的能力, 大大提高了蚁群算法

的性能。

### 3.3 基于改进蚁群算法的路径寻优实现步骤

- (1)初始化：设置蚁群系统中的初始参数。
- (2)对环境进行栅格划分，建立环境模型。
- (3)概率选择：

按照如下概率( $P^k(t)$ )规则进行状态转移，选择下一个将要转移的节点  $S$ 。

$$\begin{cases} P_{is}^k(t) = \frac{\tau_{is}^\alpha(t)\eta_{is}^\beta(t)}{\sum_{k \in allowed_k} \tau_{ik}^\alpha(t)\eta_{ik}^\beta(t)} & u_s \in allowed_k \\ P_{is}^k(t) = 0 & otherwise \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} S = \max_{u \in allowed_k} \{\tau_{is}^\alpha(t)\eta_{is}^\beta(t)\} & q < Q_0 \\ S = P_{is}^k(t) & q > Q_0 \end{cases} \quad (2)$$

其中， $q$  在  $[0, 1]$  区间均匀分布的随机数进行信息素的局部更新，即

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t, t+1)$$

求解

$$\max_{allowed} \{\tau_{is}^\alpha(t)\eta_{is}^\beta(t)\}$$

其中， $\eta_{ij}$  描述边  $e(v_i, v_j)$  的能见度； $\tau_{ij}$  描述边  $e(v_i, v_j)$  上信息素强度； $\alpha$  表示信息素轨迹的相对重要性； $\beta$  表示能见度的相对重要性； $\rho$  表示在时间间隔  $(t, t+n)$  内信息素衰减系数。

- (4)执行交叉操作。
- (5)信息素的全局更新。

### 3.4 可行路径的平滑处理

利用蚁群算法求得的路径一般是连续的曲线，但是曲线中存在切线方向的突变，即曲线本身是连续的，但是一阶导数并不连续。路径平滑的主要目的是：应用数学的方法，去掉凹凸点，使得搜索出的最优路径是连续的，并且它的一阶导数也连续，即，使搜索出来的曲线成为第二类曲线<sup>[2]</sup>。

如图 3 所示，由于机器人和驱动结构限制，机器人在从 A 运动到 B 后无法再原地转弯沿 BC 前进，因此需要在 AB 与 BC 之间进行平滑处理。

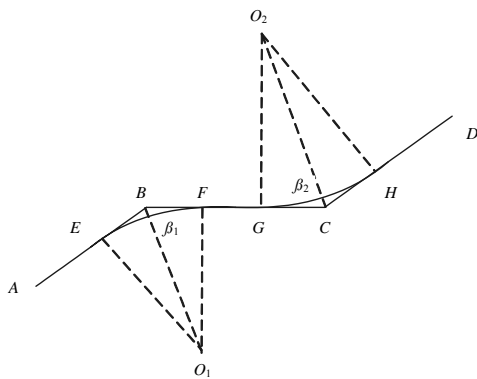


图 3 路径平滑示意图

假设 AB 与 BC 之间能够进行平滑，平滑的实质是去掉尖角  $\angle ABC$ ，以圆弧段进行连接。作  $\angle ABC$  的平分线和 AB 与 BC 之间较小边的中垂线，两者交于点  $O_1$ 。以  $O_1$  为圆心作与 AB, BC 相切的圆，切点分别为 E 与 F，则该圆的半径为

$$r = \frac{1}{2} \min\{|AB|, |BC|\} \cdot \tan \frac{\beta_1}{2} \quad (3)$$

对 CD 与 BC 做同样的处理，平滑结果为： $A \rightarrow D$  之间的可行路由 3 个直线段和 2 个圆弧段组成，即

$\overline{AB} + \widehat{EF} + \overline{FG} + \widehat{GH} + \overline{HD}$ 。平滑操作是对局部路径段进行的，即平滑处理的对象是 2 条相邻边。

## 4 算法性能的比较研究

用 Matlab6.5 进行仿真实验对改进后的蚁群算法进行模拟。实验环境所取栅格数为  $10 \times 10$  的正方形区域，区域的单位长度为 1，障碍物随机生成，但在 2 次比较实验中，障碍物的分布不变，仿真实验系统中的参数设置如表 1 所示<sup>[6]</sup>。

表 1 系统中的参数设置

$m$	$\alpha$	$\beta$	$\rho$	$\tau_0$
10	1	2	0.1	$20 \times 160 \cdot 1^{-1}$

### 4.1 改进的蚁群算法与最大-最小蚁群算法的比较

在相同的环境下，分别利用改进的蚁群算法和 MAX-MIN 蚁群算法进行路径寻优，获得实验数据如表 2 所示，同时分别生成的收敛曲线如图 4、图 5 所示。

表 2 算法的实验数据

	改进的蚁群算法	MAX-MIN 蚁群算法
收敛迭代次数	8	21
最优路径长度	14.489	14.512

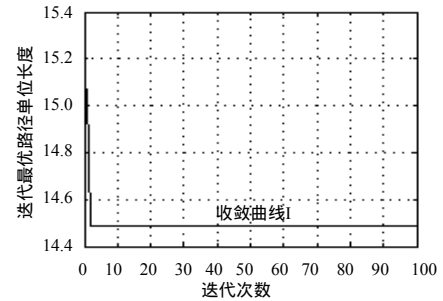


图 4 改进蚁群算法收敛曲线

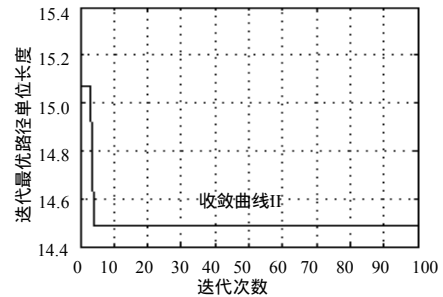


图 5 MAX-MIN 蚁群算法收敛曲线

由于本算法采用改进策略，新的较优路径产生的途径要比蚁群算法多了全局信息素更新和带交叉点路径交叉策略产生路径的 2 种途径，因此较优解生成数目和解质量高于蚁群算法，加快了算法的寻优效率和收敛速度。

本算法引入改进策略后，增加了新路径的生成途径、提高了路径生成速度、较优解的更新速度，使得算法从执行的早期便能以较快的速度收敛，整体上提高了算法的执行效率和收敛速度。

### 4.2 改进蚁群算法鲁棒性分析

遗传算法进行机器人路径规划时，需要对环境中的路径边进行编码以构成遗传个体，在对个体进行选择、交叉、变异操作时，要加很多的约束条件。当问题环境中障碍物数目增多、结构趋于复杂时，使得这些约束条件变得很复杂，使算法的性能受到一定的影响。而改进后的蚁群算法对问题不

(下转第 35 页)