

基于改进蚁群算法的三维空间机器人路径规划^①

胡 荟, 蔡秀珊

(浙江师范大学 数理与信息学院, 金华 321004)

摘要: 针对已知环境信息下的移动机器人三维空间路径规划问题, 提出了一种基于改进蚁群算法的路径规划算法。首先描述了一种简单有效的环境建模方法, 然后给出了算法在信息素的呈现、路径点的选取以及信息素的更新规则上的改进方法。仿真结果证明了算法的低耗时和实用性。

关键词: 三维空间; 路径规划; 蚁群算法; 环境建模; 信息素

Path Planning of Robots in 3D Space Based on an Improved Ant Colony Algorithm

HU Hui, CAI Xiu-Shan

(College of Mathematics, Physics and Information Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004, China)

Abstract: As regards to the problem of mobile robot path planning in 3d space under the given environmental information, a kind of path planning algorithm is presented based on progressed ant colony algorithm. This paper describes a simple and effective environment modeling method, and then provides methods of algorithm improvement on pheromone representation, route point choosing and pheromone updating rules. The simulation results show low time-consuming and practicality of algorithm.

Key words: three dimensional space; path planning; ant colony algorithm; environment model; pheromone representation

移动机器人路径规划是指在有障碍物的工作环境中寻找一条从给定出发点到目标点的运动路径, 使机器人在运动过程中能安全、无碰撞地绕过所有的障碍物, 并且在保证安全性的条件下寻找最短的避障路径。路径规划问题分为环境已知的全局路径规划和环境未知的局部路径规划。近年来, 关于在三维空间中工作的移动机器人如飞行机器人、水下机器人、登月探测机器人、蛇形机器人、爬壁机器人等的研究不断深入, 三维空间的路径规划问题是此类机器人研究的基本问题, 也是反映机器人智能水平的重要标志之一。

机器人全局路径规划包括两个子问题, 环境建模及在环境模型上进行的路径搜索。建模方法主要有可视图法、栅格法、自由空间法和拓扑法等, 但这些大都适用于二维空间。传统的搜索方法有 A* 搜索算法、人工势场法等, 为了克服传统算法易陷入局部最优等

一些不足, 近年来, 已有学者采用, 遗传算法^[1,2]、人工神经网络算法^[3]、蚁群算法^[4-8]等进行路径规划。而这些算法大都存在迭代次数多、耗费时间长或者优化精度不高的缺陷。针对这些不足之处, 本文设计了一种新颖的蚁群算法, 在信息素的表述及更新上做了改进。仿真实验结果证明了该算法的有效性。

1 问题描述与定义

本文讨论三维全局路径规划, 机器人的工作环境是三维空间, 在机器人工作环境中存在静止的且位置和形状已知的球形障碍物。机器人模型化为球形机器人, 障碍物的尺寸根据机器人的半径及运行安全性要求进行相应“膨化”处理, 使“膨化”后的障碍物边界为安全区域, 且各障碍物之间不相交。如图 1 所示, 机器人的工作环境在坐标系 O-XYZ 中, O1, O2, O3

① 基金项目: 浙江省大学生科技创新活动计划(新苗人才计划)(2009R404056)

收稿时间: 2011-03-21; 收到修改稿时间: 2011-04-29

表示障碍物。

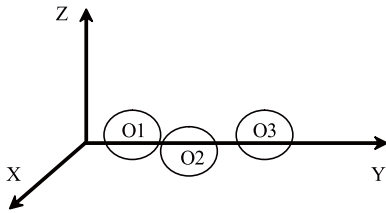


图 1 空间障碍物示意图

我们把原点 O 点作为机器人出发点, S 点为终点, 且 OS 在 Y 轴上。在坐标系 O-XYZ 中作立方体 ABCD-EFGH, 其中 ABCD 面在 XOZ 平面上, 是边长为 2l 的正方形平面, AB 平行于 X 轴, BC 平行于 Z 轴, 原点 O 为正方形 ABCD 的 A 点, AE=h, 首先对规划空间 ABCD-EFGH 沿边 OS 进行 n+1 等分, 过每个等分点作平行于 ABCD 面的平面, 这样我们可以得到 n 个平面 $\Pi_j(j=0,1,2,\dots,n)$ 。然后, 对于任意平面 Π_j 沿边 A' B' 进行 m 等分, 沿边 A' D' 进行 m 等分, 这样我们就将平面 Π_j 离散成 $m \times m$ 个栅格, 规划空间 ABCD-EFGH 就被离散化为一些点, 设点的集合为 S^* 。规划空间内任意一离散点的序号坐标为 $P(i,j,k)$ (其中 $i=\{0,1,2,\dots,m\}, j=\{0,1,2,\dots,n\}, k=\{0,1,2,\dots,m\}$), 划分后的机器人工作空间如图 2 和图 3 所示。则对应于 O-XYZ 坐标系中的点 $P(x,y,z)$ 可用公式(1)求得:

$$\begin{aligned} x &= -l + \frac{2l \times i}{m}, \\ y &= \frac{j \times h}{n}, \\ z &= -l + \frac{2l \times k}{m} \end{aligned} \quad (1)$$

例如规划空间中点 A 的序号坐标为 $P(0,0,0)$, 则对应于 O-XYZ 坐标系中的点为 $P(-l,0,-l)$ 。

机器人路径规划就是在工作环境中寻找一个从起始点到目标点的点的序列, 这些点及相邻点之间的连线不与环境中障碍物相交, 且在所有这样的序列中, 该序列的路径长度最短。在机器人工作空间 O-XYZ 坐标系中, 机器人从 O 点出发, 首先到达平面 Π_1 上的某点 $P(i_1,j_1,k_1)$, $i_1,k_1 \in \{0,1,\dots,m\}, j_1 \in \{0,1,\dots,n\}$, 然后从 $P(i_1,j_1,k_1)$ 点出发到达平面 Π_2 上的某点

$P(i_2,j_2,k_2)$, 依次最后到达平面 Π_n 上某点 $P(i_n,j_n,k_n)$ 。连接 $P(i_n,j_n,k_n)$ 与 S 点, 便构成了一条从源点 O 到目标点 S 的路径 $O \rightarrow P_1(i_1,j_1,k_1) \rightarrow P_2(i_2,j_2,k_2) \rightarrow \dots \rightarrow P_n(i_n,j_n,k_n) \rightarrow S$ 。为了描述方便作如下定义:

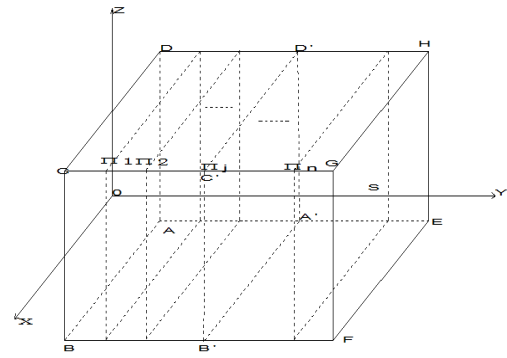


图 2 规划空间划分

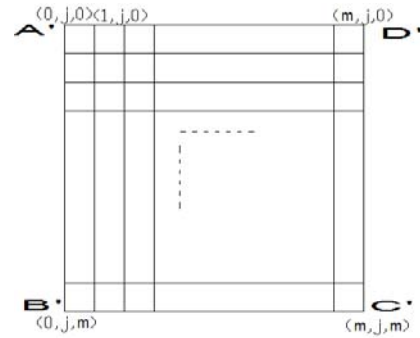


图 3 任意平面 Π_j 划分

定义 1. 对平面 Π_{a+1} 上的任意一点 $P_{a+1}(i_{a+1}, j_{a+1}, k_{a+1})$, 如果线段 $P_a(i_a, j_a, k_a) P_{a+1}(i_{a+1}, j_{a+1}, k_{a+1})$ 不与任何障碍物相交, 则将 $P_{a+1}(i_{a+1}, j_{a+1}, k_{a+1})$ 点存入一个列表中, 我们把该表称为允许列表并用 $allowed_a(i_a, j_a, k_a)$ 表示。按照此方法, 计算出点 $P_a(i_a, j_a, k_a)$ 的所有允许到达的点, 并将其存于 $allowed_a(i_a, j_a, k_a)$ 中。

定义 2. 任意相邻两平面 Π_a, Π_{a+1} 上的点 P_a, P_{a+1} 的连线距离, 记作 $d(P_a, P_{a+1})$, 计算公式如(2)式:

$$d(P_a, P_{a+1}) = \sqrt{(x_{a+1} - x_a)^2 + (y_{a+1} - y_a)^2 + (z_{a+1} - z_a)^2} \quad (2)$$

由定义 2 我们知道任意两相邻点的距离计算公式, 本文我们将机器人的最优路径规划问题转化为求点序列的距离最短问题, 计算公式如(3)式:

$$L_{OS} = \sum_{a=0}^{n+1} \sqrt{(x_{a+1} - x_a)^2 + (y_{a+1} - y_a)^2 + (z_{a+1} - z_a)^2}$$

$$= \sum_{a=0}^{n+1} \sqrt{(x_{a+1} - x_a)^2 + \left(\frac{h}{n+1}\right)^2 + (z_{a+1} - z_a)^2}$$
(3)

2 基于改进蚁群算法路径规划的基本原理及算法设计

2.1 信息素的表示

在路径规划问题中，通常把相邻节点间的路径作为信息素的载体，但这种表示方法只适用于求解规模不是很大的问题。三维空间路径规划问题的环境模型构造图中的节点较多。若将各个离散点间的连接作为信息素的存储载体，算法的空间复杂度将是无法承受的。因此，我们采用节点表示法，将信息素存储在环境模型的离散点上，任意点对应一个信息素值，其信息素量的大小代表该离散点对蚂蚁的吸引程度。这种表示方法大大降低了算法的空间复杂度。

2.2 选择概率的确定

设一组有 m 只蚂蚁，最初蚂蚁被安排在同一初始位置。在路径建构的每一步中，蚂蚁 k 按照规则(4)，来决定下一步移向哪一个位置。

$$P_{a+1} = \begin{cases} \arg \max_{(a+1,u,v) \in allowed_a} [\tau_{a+1} \cdot \eta_{a,a+1}] & q \leq q_0 \\ J & q > q_0 \end{cases}$$
(4)

其中， J 为根据公式(5)给出的概率分布产生的一个随机变量， q 为 $[0,1]$ 区间的一个常数， q_0 为 $[0, 1]$ 区间均匀分布的随机数。

对处于平面 Πa ($a=1,2,3 \dots n$) 上的任意点 $Pa(ia,ja,ka)$ 的蚂蚁，选择平面 $\Pi a+1$ 上的 $Pa+1(ia+1,ja+1,ka+1)$ 的概率为

$$P_{a,a+1} = \begin{cases} \frac{\tau_{a+1} \cdot (\eta_{a,a+1})^\beta}{\sum \tau_{a+1} \cdot (\eta_{a,a+1})^\beta} & \text{可行点} \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$
(5)

τ_{a+1} 为 $\Pi a+1$ 平面上点 $Pa+1(ia+1,ja+1,ka+1)$ 上存储的信息素量； $\eta_{a,a+1}$ 为启发式函数，启发式函数是路径规划算法中的重要组成部分。本文路径规划的优化标准是安全、最短，而上文所描述的任意两个相邻可行点间的距离符合这一标准，所以启发式函数的表达式可以设置如下

$$\eta_{a,a+1} = \frac{1}{d(p_a, p_{a+1})}$$
(6)

β 为启发式因子，反映了蚂蚁在运动过程中启发信息在蚂蚁选择路径中受重视程度。在路径规划问题中，

由于蚂蚁可经过的点太多，很难确保每个点都获得信息素，这样会使优化结果陷入局部解的可能性变大，仿真实验发现 β 设为常数后常找不到较好的解，因此本文设计的算法中 β 按公式(7)取值；

$$\beta = \begin{cases} (4t - 2q)/t, & 0 \leq q < t \\ 2, & t \leq q \end{cases}$$
(7)

式中， t 为临界时刻。

2.3 信息素的更新策略

当蚂蚁完成一次迭代之后，相应的路径上的信息素浓度必须进行更新处理，以避免残留信息素过多引起残留信息淹没启发信息。本文算法的信息素更新由全局信息素更新和局部信息素更新两部分组成，全局信息素按公式(8)进行更新。

$$\tau_{ijk} = (1 - \rho) \cdot \tau_{ijk} + \rho \cdot \Delta \tau_{ijk}$$
(8)

$$\Delta \tau_{ijk} = \sum_{t=1}^m \Delta \tau'_{ijk}$$
(9)

$$\Delta \tau'_{ijk} = \begin{cases} 1/L_t & \text{若第 } t \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过点 } (i, j, k) \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$
(10)

式中， ρ 是信息素挥发系数， $1 - \rho$ 表示信息素残留因子，为了防止信息素的无限累积，这里取 $0 < \rho < 1$ 。 $\Delta \tau_{ijk}$ 表示本次循环中点 (i,j,k) 的信息素增量。

本文采用的局部信息素更新是路径点更新和蚂蚁相遇策略更新结合的原则。蚂蚁每选定一个路径点，都将立刻调用该规则更新该路径点上的信息素其更新方法如公式(11)所示：

$$\tau_{ijk} = (1 - \mu) \cdot \tau_{ijk} + \mu \cdot \tau_0$$
(11)

蚂蚁在寻优过程中，会出现寻优方向不同的两只蚂蚁相遇的情况，这两只蚂蚁分别携带了它们各自的搜寻信息，结合它们的信息，便可生成一条新的可行路径，可以用公式(12)表示

$$L = L(k1) + L(k2) \quad (k1, k2 \text{相遇})$$
(12)

将该新路径与算法的当前最优路径进行比较，若新路径比当前最优路更优，则用新路径更新当前最优路径，并在新的当前最优路径上进行信息素更新。相遇策略局部信息素更新方法如公式(13)

$$\tau = (1 - \mu) \cdot \tau + \mu \cdot \Delta \tau$$
(13)

$$\Delta \tau = 1/L_{NEW}$$

其中， μ 为 $0,1$ 之间的一参数， τ_0 为各可行点信息素量的初始值，为一较小常数。

2.4 算法流程设计

本文的三维路径规划算法的的运算流程如下：

步骤 1：建立抽象环境模型，确定起点和目标点在抽象环境模型中的位置；确定蚂蚁移动的主方向，并将所有蚂蚁置于起点位置；初始化算法运行参数；

步骤 2：依据启发式信息值和信息素值，按公式(4)、(5)确定蚂蚁下一路径点；

步骤 3：按局部信息式更新公式(11)，进行局部信息素更新；

步骤 4：判断蚂蚁是否有相遇，若有，则进行相遇策略操作按公式(12)生成新路径，并把该路径置入路径表；然后按公式(13)更新，否则，转到“步骤 2”；

步骤 5：按公式(8)进行全局信息素更新，判断算法是否满足停止条件，若满足则输出最优结果，否则，转到“步骤 2”。

3 仿真实验结果

设 3 个障碍物的球心坐标和半径分别为：

$\{(0,20,0) : 5\}$ 、 $\{(-2,60,0) : 4\}$ 、 $\{(3,95,0) : 5\}$ ，目标点 S 的坐标为(0,0,120)。算法中蚂蚁的个数设为 20，其他相关参数设置如表 1：

表 1 参数设置

l	m	n	t	ρ	μ
15	15	24	10	0.1	0.1

本文用 Matlab2008 进行仿真发现 l,m,n 的取值对结果有一定的影响，取值越大得到的路径越短，但所需时间较长，经过多次测试最后选择的参数如表 1，在同时考虑时间和最优结果的基础上最终得到的仿真效果图如图 4 所示。

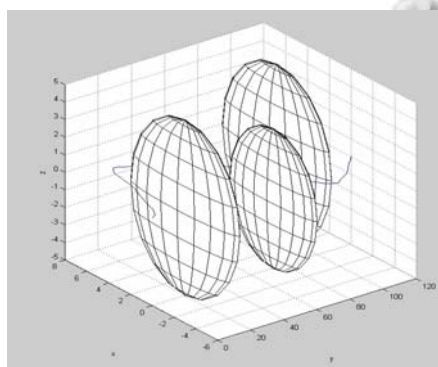


图 4 一定视角的算法规划路径图

本文所设计的算法的目的在于得到优化结果的同

时加快算法的收敛速度。为了体现本文算法的优越性我们把传统的蚁群算法和本文的算法进行了对比，如表 2 所示，本文算法在迭代了 479 次后得到最优路径，而传统蚁群算法迭代了 568 次。另外，本文算法所得到的最优路径也要好于传统蚁群算法。

表 2 算法性能比较

算法	本文算法	传统蚁群算法
迭代次数	479	568
最优路径	141.68	149.24

4 结论

本文使用蚁群算法对三维空间路径规划问题进行了研究，对三维空间环境建模方法和路径优化搜索算法进行详细设计。将机器人所在位置与目标位置之间的空间按一定的规律划分成离散的点，因此，划分点的稠密程度决定了算法的精度。离散点越稠密，算法的精度越高，所需时间也越多；反之则越低，所花时间越少。基于这一点，本文在传统蚁群算法的基础上进行一些改进，达到减少优化时间的效果。仿真实验结果表明，本文设计的算法在路径收敛速度和精度上都达到了较好的效果。

参考文献

- 1 郝燕玲,张京娟.基于遗传算法的 AUV 三维海底路径规划.中国工程科学,2003,5(1):56-60.
- 2 司应涛,朱庆保,国海涛.基于正反馈遗传算法的机器人全局路径规划.计算机工程与应用,2008,44(1):54-56.
- 3 禹建丽,程思雅,Valeri K.一种移动机器人三维路径规划算法.中原工学院学报,2008,19(2):37-40.
- 4 齐勇,魏志强,殷波.增强蚁群算法的机器人最优路径规划.哈尔滨工业大学学报,2009,41(4):130-133.
- 5 TAN GZ, Huan HE, Sloman A. Ant Colony System Algorithm for Real-Time Globally Optimal Path Planning of Mobile Robots. Acta Automatica sinica, 2007, 33(3):279-286.
- 6 Ghoseiri K, Nadjari B. An ant colony optimization algorithm for thebi-objective shortestpath problem. Applied Soft Computing, 2010, 1237-1246.
- 7 Blum C. Ant colony optimization: Introduction and recent trends. Physics of Life Reviews, 2005,2: 353-373.
- 8 断海滨.蚁群算法原理及其应用.北京:科学出版社,2005, 34-36.