

# 一种改进的机器人路径规划的蚁群算法

陈雄<sup>1</sup>, 赵一路<sup>1</sup>, 韩建达<sup>2</sup>

(1. 复旦大学电子工程系智能控制实验室, 上海;

2. 中国科学院沈阳自动化研究所, 沈阳)

**摘要:** 针对具有复杂回旋地形结构的机器人路径规划问题, 提出了一种改进的蚁群算法。该算法引入自适应迁移概率函数实现蚁群具有正、反向运动的能力, 改善了算法的曲折迂回能力; 能见度信息中引入距离启发因素和障碍相交检测机制, 完成路径搜索与避障过程有机结合, 提高算法的搜索效率; 引入贪婪信息素更新策略和节点信息素分布, 降低了数据存储空间, 改善了路径规划的效果和算法的收敛速度。基于不同算法的比较仿真实验, 数值结果证实了该算法的有效性。

**关键词:** 蚁群算法; 移动机器人; 路径规划; 栅格法

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A

## An Improved ACO Algorithm for Robotic Path Planning

CHEN Xiong<sup>1</sup>, ZHAO Yi-lu<sup>1</sup>, HAN Jian-da<sup>2</sup>

(1. Intelligent Control Research Lab, Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai, China;

2. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Science, Shenyang, China)

**Abstract:** An improved ACO algorithm designed for robotic path planning in complex roundabout environment is proposed in this paper. The adaptive migratory probability function is introduced to make ants have the ability to travel in forward and backward direction of the target. Thus the algorithm's ability in finding circuitous routes is improved. The distance elicitation factor and crossing obstacle detection are introduced into the visibility information to integrate path search with obstacle-avoiding process, and to improve search efficiency. The greedy pheromone updating strategy and node pheromone distribution mode are studied to optimize the path planning result, convergence speed and data storage. The simulation results prove the algorithm effective.

**Key words:** ant colony optimization; mobile robot; path planning; grids

### 1 引言(Introduction)

近来, 一些学者研究智能算法在机器人路径规划领域的应用, 具有代表性的是蚁群算法(ACO)<sup>[1-5]</sup>。文[1]研究了信息素限定和自适应信息素挥发系数的方法, 解决蚁群算法的停滞现象和搜索能力的问题; 该算法难以胜任复杂的地图模型。文[2]取消了对蚂蚁运动方向的限制, 把蚂蚁的单步转移范围缩小为蚂蚁当前所在位置的四个相邻栅格内, 理论上蚂蚁具备了发现曲折迂回路径的可能和提高了算法在计算蚂蚁单步转移时的运行速度; 但该算法导致了蚂蚁搜索效率的降低, 以及在复杂地形上蚂蚁的大量死亡, 严重影响了算法成功找到曲折迂回路径的概率。文[3]中所提的算法为

蚂蚁提供了一个指向目标点的前进方向, 使得其每一步运动轨迹在该方向上的投影都为正。该算法提高了搜索效率却限制了算法的应用范围, 如对于陆地移动机器人, 如果地图上的最优路径包含远离目标点的反向运动轨迹时, 该算法将无法发现, 对于复杂的地图情况, 算法无法找到可行路径。针对这些蚁群算法在机器人路径规划上的应用问题, 本文提出一种改进的机器人路径规划的蚁群算法: 引入自适应迁移概率函数实现蚁群具有正、反向运动的能力, 改善了算法的曲折迂回能力; 能见度信息中引入距离启发因素和障碍相交检测机制, 完成路径搜索与避障过程有机结合, 提高算法的搜索效率; 引入贪婪信息素更新策略和节点信息素分布, 降低

了数据存储量,改善了路径规划的效果和算法的收敛速度。比较仿真实验结果证实了本算法对复杂地图具有较强的适应能力和路径优化能力。

## 2 改进的蚁群算法(Improved ACO Algorithm)

本文研究的机器人路径规划是在一幅障碍物分布已知的二维地图上寻找一条最优路径使到达目标点距离最短。

### 2.1 地图栅格化(Grid Map)

设原地图坐标系为 $O-XY$ ,  $S$ 是机器人所在的起始点,  $G$ 为机器人的目标点。

以 $S$ 点为坐标原点,  $\overrightarrow{SG}$ 为 $X'$ 轴, 垂直于 $\overrightarrow{SG}$ 的直线为 $Y'$ 轴, 建立新的坐标系 $S-X'Y'$ 。将线段 $SG$ 进行 $m$ 等分, 在每个等分点作 $SG$ 的垂线, 得到直线 $L_1 L_2 \cdots L_{m-1}$ , 其间距为 $|SG|/m$ 。再以 $X'$ 轴为中心, 在两边分别作 $n$ 条间隔为 $\gamma \cdot |SG|/m$ 的等间距平行线, 其中 $\gamma$ 为常系数, 得到 $H_1 H_2 \cdots H_{2n+1}$ 。在新坐标系 $S-X'Y'$ 中就有 $(m-1) \times (2n+1)$ 个路径点, 机器人就在栅格点中转移。在 $SX'$ 轴方向上, 它每次移动被限制在相邻垂线间, 而在 $SY'$ 轴方向上可自由转移到任一格点。机器人路径规划可描述为:

$$\{ S (L_{i(1)}, H_{j(1)}) (L_{i(2)}, H_{j(2)}) \cdots (L_{i(k)}, H_{j(k)}) \cdots G \}$$

其中 $(L_{i(k)}, H_{j(k)})$ 表示直线 $L_{i(k)}$ 和 $H_{j(k)}$ 的交点是机器人第 $k$ 步迁移的位置。设该点在 $S-X'Y'$ 系中的坐标为 $(x', y')$ , 在 $O-XY$ 系中坐标为 $(x, y)$ , 有如下的转换关系

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_s \\ y_s \end{bmatrix}$$

其中 $\alpha$ 为 $\overrightarrow{SG}$ 和 $OX$ 轴的夹角。 $\begin{bmatrix} x_s \\ y_s \end{bmatrix}$ 为机器人起始点 $S$ 在 $O-XY$ 系中的坐标。

### 2.2 自适应迁移概率函数(Adaptive Migratory Probability Function)

自适应迁移概率函数控制机器人在不同栅格点间转移的概率, 由信息素浓度、能见度信息等因素构成。

#### 2.2.1 贪婪信息素更新和节点信息素分布(Greedy Pheromone Updating Strategy and Node Pheromone Distribution Mode)

贪婪更新策略利用当前迭代中的最优路径进行信息素更新, 使蚂蚁的搜索行为以较高的概率集中到最优解附近, 一方面提高解的质量, 另一方面

提高算法的收敛速度。贪婪信息素更新策略采用如下:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau^{best} \quad (0 < \rho < 1)$$

其中 $\Delta\tau^{best} = Q/f(Path^{best})$ ,  $Q$ 为用于更新的信息素总量,  $Path^{best}$ 为本次迭代得到的最优路径,  $f()$ 为代价函数, 本文为路径长度。

为防止贪婪更新策略的早熟现象, 引入信息素浓度的阈值 $\tau_{ij}(t) \in [\tau_{min}, \tau_{max}]$ , 保证各条路径上的信息素浓度差异处于合理水平, 允许蚁群向最优路径附近集中的同时, 为新路径的探索保留一定的余地, 避免蚁群在搜索过程发生早熟。

为降低算法运行时的数据存储量, 本文采用信息素直接分布在各个节点上,  $\tau_{ij}$ 是为 $L_i$ 和 $H_j$ 的交点位置上信息素浓度, 与传统的蚂蚁系统中的含义不同。

引入节点的正向和逆向信息素记录: 正向信息素记录 $\tau_{ij}^f$ 和逆向信息素记录 $\tau_{ij}^b$ , 对蚂蚁的到达方向加以区分, 降低发生自相交路径的概率, 实现自适应迁移概率函数具备正向、逆向运动机制。由于机器人可以沿 $SX'$ 轴反向运动, 有可能两次或多次经过同一个栅格点, 意味着路径存在自相交的机会, 这样的路径显然是非最优的。因此, 构造 $\theta_{ij}$ 以记录机器人经过 $L_i$ 和 $H_j$ 交点位置的次数, 机器人转移到该点的概率与 $\theta_{ij}$ 成反比。这样, 节点访问记录引入自适应迁移概率函数, 影响蚂蚁迁移概率。

#### 2.2.2 能见度信息(Visibility Information)

在机器人路径规划应用中, 能见度信息表示为:

$$\eta_{uv}^v = \begin{cases} 0 & \overrightarrow{uv} \text{ intersects with obstacles} \\ 1/d_{uv} & \text{else} \end{cases}$$

其中,  $d_{uv}$ 是栅格点 $u$ 到栅格点 $v$ 的距离。由前面所述的栅格划分可知:

$$d_{uv} = \sqrt{\left(\frac{|SG|}{m}\right)^2 + \left(\gamma \cdot \frac{|SG|}{m} \cdot (j(u) - j(v))\right)^2}$$

式中 $j(u)$ 表示栅格点 $u$ 在垂直方向上的栅格线编号, 同理有 $j(v)$ 。

#### 2.2.3 栅格间迁移函数(Migratory Function)

设机器人当前处于 $L_i$ 和 $H_j$ 相交的栅格点位置 $(i, j)$ , 构造信息素矢量如下:

$$T = [\tau_{i+1,1}^f \quad \tau_{i+1,2}^f \quad \cdots \quad \tau_{i+1,s}^f \quad \cdots \quad \tau_{i+1,2n+1}^f \quad \tau_{i-1,1}^b \quad \tau_{i-1,2}^b \quad \cdots \quad \tau_{i-1,2n+1}^b]$$

它是由 $L_{i+1}$ 直线上各节点正向到达信息素记录和 $L_{i-1}$ 直线上各节点逆向到达信息素记录构成的行矢量, 由栅格划分

可知, 共有 $4n + 2$ 个元素。同理构造能见度矢量如下:

$$H = [\eta_{i,j}^{i+1,1} \quad \eta_{i,j}^{i+1,2} \quad \dots \quad \eta_{i,j}^{i+1,s} \quad \dots \\ \eta_{i,j}^{i+1,2n+1} \quad \eta_{i,j}^{i-1,1} \quad \eta_{i,j}^{i-1,2} \quad \dots \quad \eta_{i,j}^{i-1,2n+1}]$$

其中 $\eta_{i,j}^{i+1,s}$ 表示由栅格点 $(i, j)$ 到栅格点 $(i + 1, s)$ 的能见度信息。同理, 节点访问记录矢量有:

$$V = [\theta_{i+1,1} \quad \theta_{i+1,2} \quad \dots \quad \theta_{i+1,s} \quad \dots \\ \theta_{i+1,2n+1} \quad \theta_{i-1,1} \quad \theta_{i-1,2} \quad \dots \quad \theta_{i-1,2n+1}]$$

对其元素引入访问概率函数如下:

$$\varphi(V_r, H_r) = \begin{cases} \frac{1}{V_r+0.1} H_r & H_r \neq 0 \\ 0 & H_r = 0 \end{cases}$$

其中 $V_r$ 和 $H_r$ 分别表示访问记录矢量和能见度矢量中的第 $r$ 个元素。于是, 由访问记录矢量中每个元素的函数值, 可以得到访问的概率矢量:

$$\Phi = [\varphi(V_1, H_1) \quad \varphi(V_2, H_2) \quad \dots \quad \varphi(V_{4n+2}, H_{4n+2})]$$

由上述构造的矢量, 迁移概率函数为:

$$P_r = \frac{[T_r]^\alpha [H_r]^\beta [\Phi_r]^\gamma}{\sum_{s=1}^{4n+2} [T_s]^\alpha [H_s]^\beta [\Phi_s]^\gamma} \quad r \in \{1, 2, \dots, 4n + 2\}$$

其中 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ 分别为信息素影响因子、能见度影响因子和访问记录影响因子, 控制着信息素、能见度以及节点访问历史次数的相对重要性。蚂蚁选择栅格点 $r$ 的概率为 $P_r$ , 当 $r \leq 2n + 1$ 时蚂蚁将正向运动, 当 $r \geq 2n + 2$ 时蚂蚁将逆向运动。这样, 蚂蚁具有了正、反方向运动的能力。

上述迁移概率函数无法保证算法的收敛: 在算法迭代的初始阶段及信息素积累未稳定时, 蚂蚁在正向和逆向运动状态间的转换具有明显的随机性, 算法不能保证在有限步迁移后蚂蚁会抵达目标点。为此, 引入正向状态保持和逆向状态保持的概念。当蚂蚁向目标点方向运动时, 其维持这种状态的正向保持概率应大于相反情况下的反向保持概率。到此, 蚁群算法的自适应迁移概率函数构成为:

$$P_r = \frac{[\Omega_r]^\alpha [H_r]^\beta [\Phi_r]^\gamma}{\sum_{s=1}^{4n+2} [\Omega_s]^\alpha [H_s]^\beta [\Phi_s]^\gamma} \quad r \in \{1, 2, \dots, 4n + 2\}$$

其中,

$$\Omega = \begin{cases} T + [FPA \quad \dots \quad FPA \\ 0 \quad \dots \quad 0] \text{ heading forward} \\ T + [0 \quad \dots \quad 0 \quad BPA \\ \dots \quad BPA] \text{ heading backward} \end{cases}$$

式中, 和信息素矢量 $T$ 相加的是一个 $4n + 2$ 维的行矢量,  $FPA$ 或 $BPA$ 是常数, 占 $2n + 1$ 维,  $0$ 组成另外 $2n + 1$ 维。当蚂蚁上次迁移是正向运动时, 所加矢量的作用是使得蚂蚁前向所有节点的信息素浓度增加 $FPA$ , 当蚂蚁上次迁移是逆向运动时, 所加矢量的作用是使得蚂蚁所有反向节点的信息素浓度增加 $BPA$ 。令 $BPA < FPA < C$ ,

设置 $C$ 为合理常数, 在算法迭代初期由于各节点信息素积累较少, 蚂蚁受 $FPA$ 和 $BPA$ 影响较大, 蚂蚁经有限步迁移后到达目标点的概率为1。在算法迭代后期, 各栅格点上信息素积累已稳定并大于 $FPA$ 和 $BPA$ , 于是其对蚂蚁运动的保持作用被削弱或忽略。

### 2.3 算法流程(Algorithm Process)

1. 算法初始化, 各栅格点信息素清空, 迭代次数计数置0。
2. 蚁群初始化, 所有蚂蚁置于起始点 $S$ 。
3. 蚂蚁按概率转移函数在各栅格点间迁移, 并对迁移次数计数。
4. 当迁移次数小于最大次数限制且蚂蚁未抵达目标点时, 重复步骤3; 当蚂蚁迁移次数等于或大于最大迁移次数限制且未抵达目标点时, 蚂蚁被重新初始化, 清空迁移计数及节点访问记录, 回到起始点 $S$ , 蚂蚁重初始化计数加1, 若重初始化计数值小于上限则执行步骤3, 否则丢弃该蚂蚁。
5. 对抵达目标点的蚂蚁, 计算其路径代价 $f(Path)$ 。
6. 对蚁群中所有蚂蚁执行步骤3到5。
7. 在各只蚂蚁经过的路径中选出代价值最小的路径 $Path^{best}$ 。
8. 在最优路径上, 根据蚂蚁到达各栅格点时的运动方向, 更新正向或逆向信息素记录。算法迭代次数加1
9. 当算法迭代次数小于最大迭代限制时, 转到步骤2, 否则算法终止。

### 3 算法仿真实验(Simulation)

在仿真中, 算法相关参数设定如下: 蚁群规模2, 蚂蚁最大迁移次数3倍于 $SX'$ 轴方向上栅格划分分数, 算法迭代次数5, 信息素影响因子 $\alpha = 1$ , 能见度影响因子 $\beta$ 随当前算法迭代次数线性递增, 迭代次数为1时 $\beta = 0.5$ , 迭代次数达到最大限制时 $\beta = 4$ , 访问记录影响因子 $\gamma = 1$ , 初始信息素浓度1, 信息素挥发因子 $\rho$ 随当前算法迭代次数线性递增, 迭代次数为1时 $\rho = 0.3$ , 迭代次数达到最大限制时 $\rho = 0.7$ , 信息素更新总量 $Q = 5000$ 。 $FPA$ 和 $BPA$ 分别为30、20。

### 3.1 多种不同复杂地图的算法仿真(Simulation on Complicated Maps)

对不同的地图，算法运行多次，取其典型的结果，图a为路径规划的结果，图b为最优路径迭代过程。

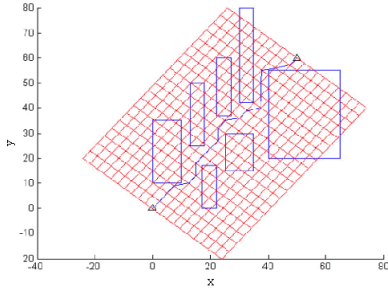


图 1a 路径规划结果  
Fig. 1a Result of Map 1

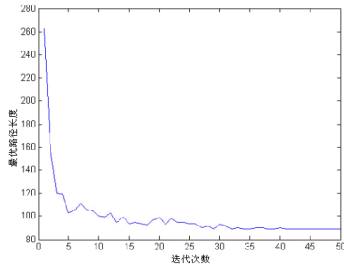


图 1b 路径长度变化曲线  
Fig. 1b Curve of Length Change

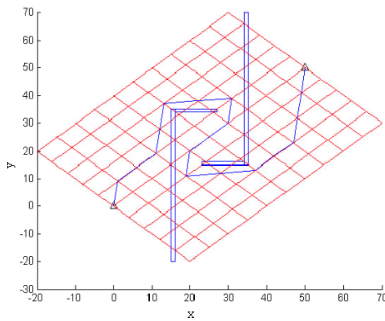


图 2a 路径规划结果  
Fig. 2a Result of Map 2

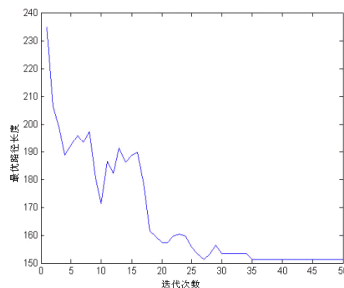


图 2b 路径长度变化曲线  
Fig. 2b Curve of Length Change

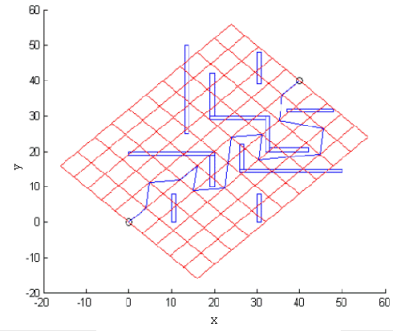


图 3a 路径规划结果  
Fig. 3a Result of Map 3

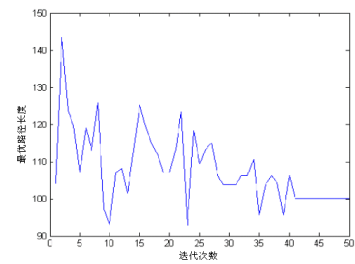


图 3b 路径长度变化曲线  
Fig. 3b Curve of Length Change

### 3.2 算法比较仿真(Comparison of Different Algorithms)

为进一步验证本文算法的有效性，本实验采用上述3幅地图，与文献[2][3]的算法进行比较实验，考察本文算法的性能。每种算法运行100次，当输出结果和3.1节实验中对应的典型结果的路径长度相差20%以内时，认为算法成功；当算法所得路径与障碍物相交或是蚁群中所有蚂蚁在经过最大次数迁移后仍无法抵达目标点，认为算法失败。记录各算法一百次运行中的成功次数、输出路径长度平均值，作为评价算法优劣的标准。比较实验的结果如表1、2所示。

表 1 成功次数

Table 1 Times of Success

|        | Fig.1a | Fig.2a | Fig.3a |
|--------|--------|--------|--------|
| 文[3]算法 | 100    | 0      | 0      |
| 文[2]算法 | 100    | 0      | 0      |
| 本文算法   | 100    | 100    | 100    |

表 2 平均路径长度

Table 2 Average Path Length

|        | Fig.1a | Fig.2a  | Fig.3a  |
|--------|--------|---------|---------|
| 文[3]算法 | 90.808 | N/A     | N/A     |
| 文[2]算法 | 90.648 | N/A     | N/A     |
| 本文算法   | 90.405 | 153.386 | 102.534 |

从表1、2的实验数据不难发现, 在图1a的地图上, 三种算法都能100%的实现路径规划; 在图2a和3a具有反目标方向运动的复杂地图中, 文[2][3]的两种算法的路径规划的成功率为零, 而本文的算法依然可以100%的实现路径规划, 并能有效地寻找到优化的路径, 证实了本文算法具有较强的复杂地图的适应能力。

表3 平均运行时间  
Table 3 Average Run Time

|        | 文[3]算法 | 文[2]算法 | 本文算法 |
|--------|--------|--------|------|
| Fig.1a | 90ms   | 92ms   | 95ms |

表三的数据对三种算法在图1a的地图上的平均运行时间进行了对比, 实验平台为Intel P4 2.4G CPU, 1G 内存, MATLAB编程环境。实验数据表明, 三种算法的运行时间处于同一数量级。而本文算法在复杂地图中应用具有明显优势, 证明本算法具有较高优越性。

#### 4 结束语(Conclusion)

本文提出了一种自适应迁移概率函数的机器人路径规划的蚁群算法, 实现蚁群具有正向和反向运动的能力, 改善算法的复杂地图适应性和路径规划的曲折迂回能力; 将距离启发因素和障碍相交检测机制引入能见度信息中, 融合了路径搜索与避障过程, 有效地提高了算法的搜索效率; 引入贪婪信息素更新策略和节点信息素分布, 不仅优化了路径规划和算法的收敛速度, 而且降低了数据存储量。

#### 参考文献(References):

- [1] 陈雄, 袁杨. 一种机器人路径规划的蚁群算法[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(5): 952 – 955  
(Chen Xiong, Yuan Yang. Novel Ant Colony Optimization Algorithm for Robot Path Planning[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2008, 30(5): 952 – 955)
- [2] 张美玉, 黄翰, 郝志峰等. 基于蚁群算法的机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(9): 34 – 37.  
(Zhang Meiyu, Huang Han, Hao Zhifeng, et al. Motion Planning of Autonomous Mobile Robot Based on Ant Colony Algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2005, 41(9): 34 – 37.)
- [3] 金飞虎, 哄炳榕, 高庆吉. 基于蚁群算法的自由飞行空间机器人路径规划[J]. 机器人, 2002, 24(6): 526 – 529  
(Jin Feihu, Hong Bingrong, Gao Qingji. Path Planning for Free-flying Space Robot Using Ant Algorithm[J]. *Robot*, 2002, 24(6): 526 – 529)
- [4] Dorigo M, Maniezzo V and Colomni A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 1996, 26(1): 28 – 41 .
- [5] 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): 133 – 136.  
(Zhu Qingbao, Zhang Yulan. An Ant Colony Algorithm Based on Grid Method for Mobile Robot Path Planning[J]. *Robot*, 2005, 27(2): 133 – 136.)

#### 作者简介:

**陈雄** (1964—), 男, 博士, 副教授, 复旦大学智能控制研究室主任, IEEE机器人协会会员。目前研究方向: 智能控制理论与系统; 多机器人系统; 移动机器人控制与运动规划; 传感器网络等。E-mail: chenxiong@fudan.edu.cn;

**赵一路** (1986—), 男, 复旦大学电子工程系硕士研究生。目前研究方向: 多移动机器人协同探索; 机器人路径规划等;

**韩建达** (1968—), 男, 博士、研究员、博士生导师, 现任中科院沈阳自动化所机器人学重点实验室常务副主任。目前研究方向: 基于传感器的机器人鲁棒控制系统设计; 多机器人系统; 智能控制系统设计。