

# 基于自适应阈值蚁群算法的路径规划算法<sup>①</sup>

赖智铭<sup>1,2</sup>, 郭躬德<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(福建师范大学 数学与计算机科学学院, 福州 350007)

<sup>2</sup>(福建师范大学 网络安全与密码技术福建省重点实验室, 福州 350007)

**摘要:** 为了克服传统蚁群算法容易陷入局部最优的问题, 提高环境适应能力和收敛速度, 提出了一种基于自适应阈值的蚁群算法. 在优化过程早期, 通过阈值对蚂蚁寻优过程进行干预避免其陷入局部最优解. 随着迭代次数的增加, 阈值对蚂蚁寻优过程的影响不断减小, 直至完全由信息素和启发信息来指导蚂蚁寻优. 仿真实验验证了优化算法的可行性和有效性. 与现有蚁群算法进行比较, 实验结果表明: 在不同的环境下, 文中提出的算法都能快速的规划出一条较优的路径, 并且收敛速度和环境适应能力令人满意.

**关键词:** 蚁群算法; 自适应阈值; 路径规划; 栅格法; 移动机器人

## Ant Colony Optimization Based on Self-Adaption Threshold for Path Planning

LAI Zhi-Ming<sup>1,2</sup>, GUO Gong-De<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(School of Mathematics and Computer Science, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

<sup>2</sup>(Key Laboratory of Network Security and Cryptography, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

**Abstract:** In order to overcome the traditional ant colony algorithm easy to drop into local optimum, and improve the environmental adaptability and convergence speed of the path planning algorithm, an improved ant colony algorithm based on self-adaption threshold has been proposed in this paper. In the early stages of the optimization process, it uses self-adaption threshold to intervene the optimization process to avoid it dropping into local optimum. With the increase of the number of iterations, the threshold continues the impact on the optimization process, until the optimization process is guided by pheromone and heuristic information completely. The simulation experiments demonstrate the feasibility and effectiveness of the optimization algorithm. Compared with existing ant colony algorithms, the proposed algorithm can plan an optimal path quickly in different environments with satisfactory convergence speed and environment adaptability.

**Key words:** ant colony algorithm; self-adaption threshold; path planning; grids; mobile robot

## 1 引言

机器人路径规划是指在有障碍物的环境中, 按照某一性能指标(如时间、距离等)搜索一条从起始状态到目标状态的最优或次优路径<sup>[1]</sup>, 使得机器人能安全的、无碰的到达目标点. 当机器人已获取全局环境时, 可以使用遗传算法<sup>[2]</sup>、自由空间法<sup>[3]</sup>、人工势场法<sup>[4]</sup>、蚁群算法<sup>[5,6]</sup>等方法进行全局规划, 以获得一条从起始点到目标点的路径. 但这些算法都存在一定的缺陷和不足, 例如遗传算法容易产生穿越障碍物的无效路径,

且实时性较差<sup>[2]</sup>; 自由空间的复杂程度与障碍物的多少成正比, 因此不适用于复杂环境的路径规划<sup>[7]</sup>; 人工势场法存在局部最优解, 容易产生锁死现象, 造成终点不可达<sup>[4]</sup>. 当环境趋于复杂时, 如何使机器人规划最优或者较优的路径依旧是当前国内外研究的热点.

另一方面, 20 世纪 90 年代, 意大利学者 Dorigo 从蚂蚁觅食方法中的到启发, 提出了一种基于种群的启发式仿生进化算法——蚁群算法<sup>[6]</sup>. 该算法采用了分布式正反馈并行计算机制, 具有鲁棒性, 已成功的应

① 基金项目:国家自然科学基金(61070062,61175123);福建高校产学研合作科技重大项目(2010H6007)

收稿时间:2013-06-28;收到修改稿时间:2013-07-26

用于解决组合优化问题<sup>[8]</sup>。一些学者将蚁群算法应用于机器人路径规划<sup>[5,9-12]</sup>，但效果并不理想，求解速度慢，容易陷入局部最优解。近年来不少学者针对现有蚁群算法存在的问题进行了不少改进<sup>[13-15]</sup>：文献[13]提出了一种基于最大转移概率的蚁群算法；文献[14]提出了一种添加了引力概率函数的蚁群算法；文献[15]提出了一种采用两族蚂蚁分别起点和目标点相向而行的蚁群算法。

机器人路径规划是一类 NP 问题，传统算法或算法复杂，或求解速度慢，不易得到较优解。针对目前的研究现状和不足，本文研究了一种在静态环境下改进的蚁群算法，引入自适应阈值。在搜索前期，阈值对搜索干预大，降低陷入局部最优解的危险；在搜索后期，阈值对搜索的干预不断减小，算法趋于传统蚁群算法。同时，对搜索过程中的最优解进行额外的信息素奖励，提高了收敛速度。大量的仿真实验表明，该算法执行简单高效，且在复杂的环境下，也能快速的规划出最优或者较优解，效果令人满意。

## 2 环境描述

目前，机器人路径规划的环境建模一般有以下几种方法如：可视图法(V-Graph)<sup>[16]</sup>、切线图法和 Voronoi 图法<sup>[17]</sup>、拓扑法<sup>[18]</sup>和栅格法(Grids)<sup>[19]</sup>。栅格法具有建模方便计算简单的特点，是目前研究较为广泛的方法之一。

对于任意二维环境，路径规划的目的是使机器人 Agent 从起始点  $g_{begin}$  出发，沿着一条最短或者较短的路径，无碰的安全到达目标点  $g_{end}$ 。

设  $AS$  为机器人 Agent 在二维平面上的凸多边形有限运动区域，其内分布着有限个静态障碍物  $Sb_1, Sb_2, \dots, Sb_n$ 。以  $AS$  的左上角坐标零点，横向为  $X$  轴，纵向为  $Y$  轴，在  $AS$  中建立系统直角坐标系  $\sum_0, x_{max}$  和  $y_{max}$  分别是  $AS$  在  $X, Y$  方向上的最大值。以  $\delta$  为步长，对  $X, Y$  分别进行划分，由此形成若干个栅格，如图 1 所示。则每行的栅格数为  $N_x = x_{max}/\delta$ ，每列的栅格数为  $N_y = y_{max}/\delta$ 。

在  $AS$  中， $Sb_i(i=1, 2, \dots, n)$  占一个或者多个栅格，当不满一个栅格时，记作一个栅格。令  $g \in AS$  为任意栅格， $A$  为  $AS$  中  $g$  的集合， $OS = \{o_1, o_2, \dots, o_m\} \in A, (m \geq n)$  为障碍栅格集合。则  $\forall Sb_i \in OS, g \in A$  在  $\sum_0$  中都有确定的坐标  $(x, y)$ ，记作  $g(x, y)$ ，其中， $x$  为  $g$  所在的行号， $y$  为

$g$  所在的列号。令  $g(1,1)$  序号为 1， $g(1,2)$  序号为 2， $\dots$ ， $g(2,1)$  序号为  $(N_x+1)$ ， $\dots$ ， $C = \{1, 2, \dots, m\}$  为栅格序号集，如图 1 所示。则有， $g_i \in A$  的坐标  $(x_i, y_i)$  与序号  $i \in C$  构成的映射关系：

$$\begin{cases} x_i = \text{mod}(i, N_x) \\ y_i = \text{int}(i, N_x) + 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中， $\text{mod}$  表示  $i$  对  $N_x$  做求余运算， $\text{int}$  表示  $i$  对  $N_x$  做舍余取整运算。

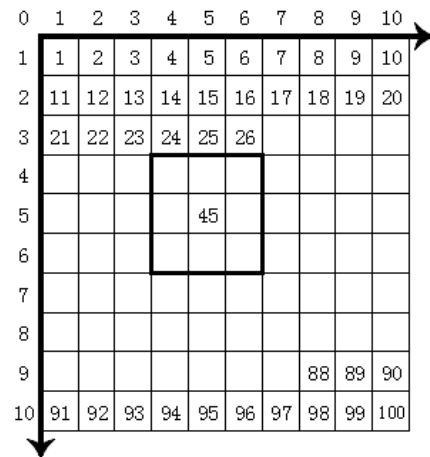


图 1 栅格坐标与序号关系

设  $g_{begin}$  为起始点， $g_{end}$  为目标点， $g_{begin}, g_{end}$  应满足如下条件：

$$\begin{cases} g_{begin}, g_{end} \in A \\ g_{begin}, g_{end} \notin OS \\ begin, end \in C \\ begin \neq end \end{cases}$$

由已建立好的栅格环境  $AS$  可以得到图形结构  $G$ ，如图 2 所示，图中(a)表示栅格地图， $g_1$  表示起始点； $g_{25}$  表示目标点；黑色栅格  $g_2, g_5, g_8, g_{11}, g_{18}, g_{19}, g_{22}, g_{24}$  表示障碍物；其余白色栅格表示可到达节点。记  $V$  为节点的集合， $V = \{g_1, g_2, g_3, \dots, g_{24}, g_{25}\}$ 。图(b)中，节点序号与图(a)对应，节点间的弧表示机器人 Agent 可沿该弧运动，记作  $\langle g_i, g_j \rangle$ ，表示从节点  $i$  到节点  $j$  的弧线。E 为弧的集合， $E = \{\langle g_1, g_6 \rangle, \langle g_3, g_4 \rangle, \langle g_4, g_9 \rangle, \langle g_6, g_7 \rangle, \dots, \langle g_{15}, g_{20} \rangle, \langle g_{20}, g_{25} \rangle\}$ ， $d_{ij}$  是  $\langle g_i, g_j \rangle$  上的权值。则路径规划即可视为在  $G$  中找出一个集合  $S = \{\langle g_{begin}, g_a \rangle, \dots,$

$\langle g_b, g_{end} \rangle\} (g_a, g_b \in V)$ ，且  $\sum_{\langle g_i, g_j \rangle \in S} d_{ij}$  值最小的搜索问题。

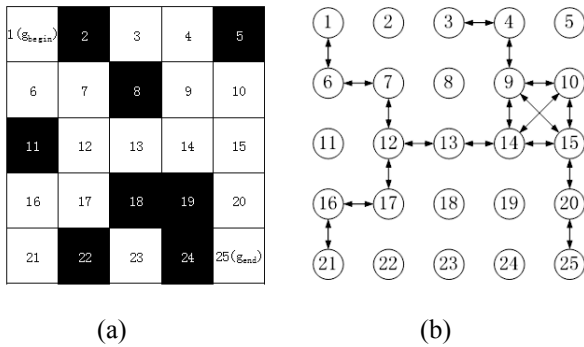


图 2 栅格地图与图形结构的关系

### 3 改进的蚁群算法

#### 3.1 算法的基本原理与问题定义

生物学上对蚂蚁觅食的研究成果表明：蚂蚁在觅食过程中能够在所经过的路径上留下一一种称为信息素的物质，同时蚂蚁在觅食过程中能够感知信息素的强度，并向信息素浓度高的方向移动<sup>[3]</sup>。蚂蚁个体通过这种方式进行信息传递，蚂蚁群体的觅食行为则表现出一种正反馈现象：某一条路径越短，该路径上的蚂蚁就越多，信息素也越强，后来者选择该路径的概率也就越大，反之亦然。蚁群算法就是模拟蚂蚁这一觅食行为的仿生算法。将路径规划的起始点  $g_{begin}$  设为蚁穴所在位置，目标点  $g_{end}$  设为食物所在位置。机器人的路径规划过程即可理解为蚂蚁从  $g_{begin}$  出发，在  $AS$  范围内寻找食物的过程，经过大量蚂蚁的反复觅食，最终找到一条最优或次优路径。

这种传统的蚁群算法存在搜索时间过长，易陷入局部最优解的问题。针对这一问题，本方法对传统蚁群算法进行了改进，增加了自适应阈值来克服求解过程停滞，陷入局部最优解的问题，同时对搜索过程中的最优解进行额外的信息素奖励，以提高收敛速度。

为了方便叙述及仿真实验对比，本文参照文献[12]做出如下定义：

定义 1.  $ant_t = \{1, 2, \dots, k, \dots, m\}$  表示所有蚂蚁的集合， $k \in ant_t$  表示某只蚂蚁， $m$  为第  $t$  代蚂蚁的蚂蚁总数。

定义 2.  $\tau_{ij}(t)$  表示蚂蚁在  $t$  时刻残留在  $\langle g_i, g_j \rangle$  上的信息素。

定义 3.  $\Delta\tau_{ij}^k$  为第  $k$  只蚂蚁留在  $\langle g_i, g_j \rangle$  上的信息素。

定义 4.  $g \in A, g \notin OS$  则称  $g$  为可行节点，所有可行节点  $g$  的集合称为可行域，记作  $FS$ ； $\forall g \in A, g \in OS$  则称  $g$  为不可行节点，所有不可行节点  $g$  的集合称为不

可行域，记作  $NFS$ ；

定义 5. 两个栅格之间的连线长度代表任意两个栅格间的距离，记作：

$$d_l = d(g_i, g_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (2)$$

特别的，若  $|j-i|=1$  或  $|j-i|=N_x$ ，则  $d(g_i, g_j) = \delta$ 。

定义 6.  $BR_i(g_i(x_i, y_i)) = \{g | g \in A, d(g_i, g_j) \leq S, i \in C\}$  称为蚂蚁  $k$  在  $g_i$  处的邻域，其中  $S = \{\delta, \sqrt{2}\delta\}$ 。例如图 1 中粗线矩形框所示的范围为  $g_{45}$  的邻域。

定义 7.  $WK_k(g_i(x_i, y_i)) = \{g | g \in BR_i(g_i(x_i, y_i)), g \notin OS, i \in C\}$  称为  $t_i$  时刻，处于  $g_i$  的  $k$  的可行域。

定义 8. 设禁忌表  $tabu_k = \{g(t_0), g(t_1), \dots, g(t_i)\}$  为  $k$  从  $t_0$  到  $t_i$  时刻已走过的栅格的集合， $tabu_k$  亦为  $k$  所走过的路径  $path_k$ 。

定义 9.  $\forall g(t_i) \notin tabu_k$  且  $\forall g(t_i) \in WK_i$ ，则称  $\forall g(t_i)$  为  $t_i$  时刻的可行点，可行点的集合为  $Z, |Z| < |WK_i|$ 。

定义 10.  $tabu_k$  中各点在  $AS$  中的连线称为  $g_0$  到  $g_i$  的路径，路径长度用  $L$  表示，

$$L = \sum_{l=g_0}^{g_i} d_l \quad (3)$$

定义 11. 第  $k$  只蚂蚁选择栅格  $g_i$  的启函数为：

$$\eta_i(g_i) = \frac{D}{d(g_i, g_{end})} \quad (4)$$

其中， $D$  为权重常系数。  $\eta_i(g_i)$  的启发信息为  $\beta$ 。

#### 3.2 算法描述

根据前文定义，算法步骤描述如下：

Step1: 设  $\tau_{ij}(0) = \tau_0$ ，蚂蚁初始数量为  $m = m_0$ ，最大迭代次数为  $T_{max}$ ，迭代计数器  $t = 0$ 。

Step2: 蚂蚁放置  $g_{begin}$ ，并添加至  $tabu_k$  中 ( $k = 1, 2, \dots, m$ )。

Step3: 根据定义 6 和定义 7 找出当前状态的可行域  $Z$ ，在  $Z$  中选择预计运动的节点，分为两种情况：

Case1: 若  $|Z| = 0$ ，则所有节点都走过，即无路可走，跳转至 Step8。

Case2: 若  $|Z| > 0$ ，根据式(5)计算转移概率

$$P_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \eta_j(g_i)^\beta}{\sum_{k \in Allowed_k} [\tau_{ik}(t)]^\alpha [\eta_k(g_i)]^\beta} \quad (5)$$

式中， $j \in C$ ， $\tau_{ij}(t)$  为定义 1 给出的信息素， $\alpha$  表示信息素的重要程度， $\eta_j(g_i)$  为定义 11 给出

的启发函数,  $\beta$  表示启发函数的重要程度.

Step4: 依据以下公式计算当前自适应阈值  $\lambda_t$

$$\lambda_t = 1 - e^{-(t^2/T_{max})} \quad (6)$$

Step5: 判断各个转移概率  $P_{ij}^k(t)$  是否符合条件  $P_{ij}^k(t) \leq \lambda_t$ :

Case1: 若没有符合条件的  $P_{ij}^k(t)$ , 则在  $Z$  中随机选择下一步运动节点  $g_j$ , 将  $g_j$  加入禁忌表  $tabu_k$ .

Case2: 若存在符合条件的  $P_{ij}^k(t)$ , 则在符合条件的集合中, 使用轮盘赌的方法选择下一步运动节点  $g_j$ , 将  $g_j$  加入禁忌表  $tabu_k$ .

Step6: 蚂蚁运动至节点  $g_j$  后, 按照式(7)和式(8)进行信息素更新.

$$\tau_{ij}(t+1) = \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^k \quad (7)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q_1 / l, & \langle g_i, g_j \rangle \in tabu_k \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $\Delta\tau_{ij}^k$  由定义 3 给出,  $Q_1$  为常数项,  $l$  为  $k$  在本次觅食中已走过的路径长度, 其计算公式为:

$$l = \sum_{i=1}^{tabu_k} d_i \quad (9)$$

Step6: 当一代蚂蚁觅食结束后, 对所得路径中最短路径  $path_{min}$  进行额外的信息素奖励, 奖励机制为:

$$\tau(t+1) = \rho\tau(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (10)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (11)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q_2}{L_{min}}, & g < i, j \rangle \in path_{min} \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (12)$$

式中,  $Q_2$  为常数项,  $\rho$  为信息素消逝程度,  $L_{min}$  表示最短路径长度.

Step7: 若  $t < T_{max}$ , 则清空  $tabu_k$ , 迭代次数  $t=t+1$ , 跳转至 Step2; 否则结束计算, 当前  $path_{min}$  即为规划结果.

### 4 仿真实验

为了验证算法的效果, 作者使用 matlab 软件进行了大量仿真实验. 实验结果令人满意.

本文在两个环境(见图 3)下对经典蚁群算法(ACO)、文献[13]提出的算法(ACOMSP)以及本文提出的算法(ACOST)进行了对比实验, 其中(a)所示环境来自文献[13], (b)由(a)适当修改而得. 实验中使用的参数如表 1 所示.

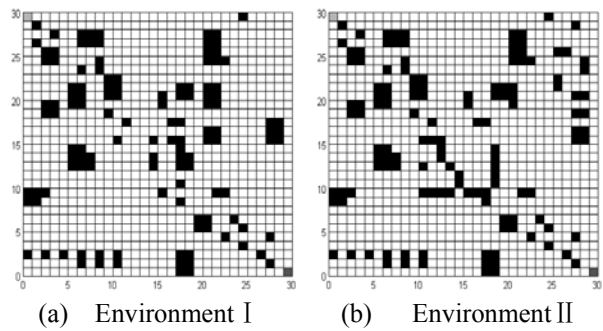


图 3 实验环境

表 1 实验所用参数

算法	$\alpha$	$\beta$	$m_0$	$T_{max}$	$\rho$	$Q$	
						$Q_1$	$Q_2$
ACO	1	25	10	50	0.5	1	
ACOMSP	1	15	10	50	0.5		1
ACOST	1	25	10	50	0.5	1	1

实验结果如图 4、图 5 所示.

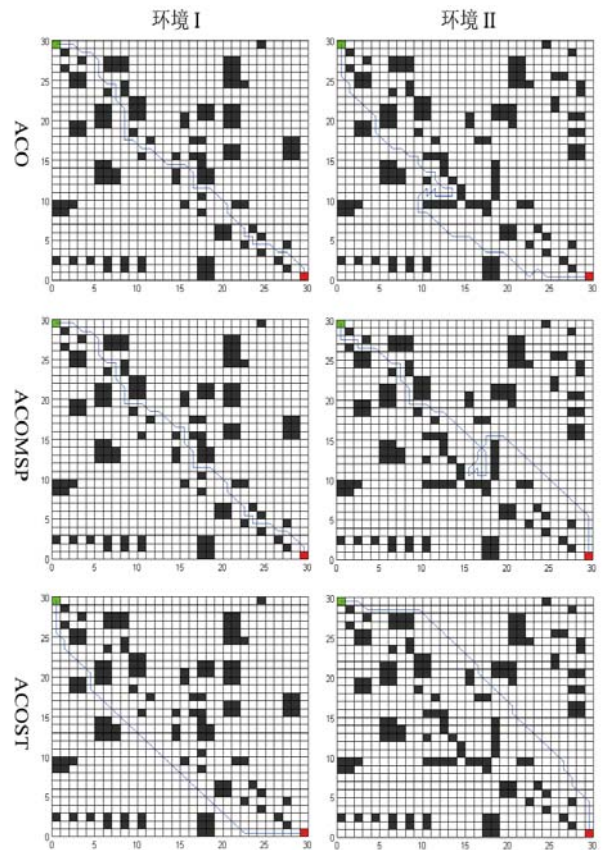


图 4 实验结果

由实验结果可知, 与 ACO 和 ACOMSP 比较, 本文提出的 ACOST 算法都能规划出较优的路径, 特别

是在环境 II 中, ACOST 所规划的路径, 远远优于 ACO 和 ACOMSP. 同时, 从实验结果也可看出 ACOMSP 具有很快的收敛速度, 但是其并不能规划出一条较优解. 本文提出的 ACOST 算法, 虽然在收敛速度上比

ACOMSP 慢, 但是所规划的路径均优于 ACOMSP 所规划的路径, 并且 ACOST 算法的收敛速度是在可承受范围内.

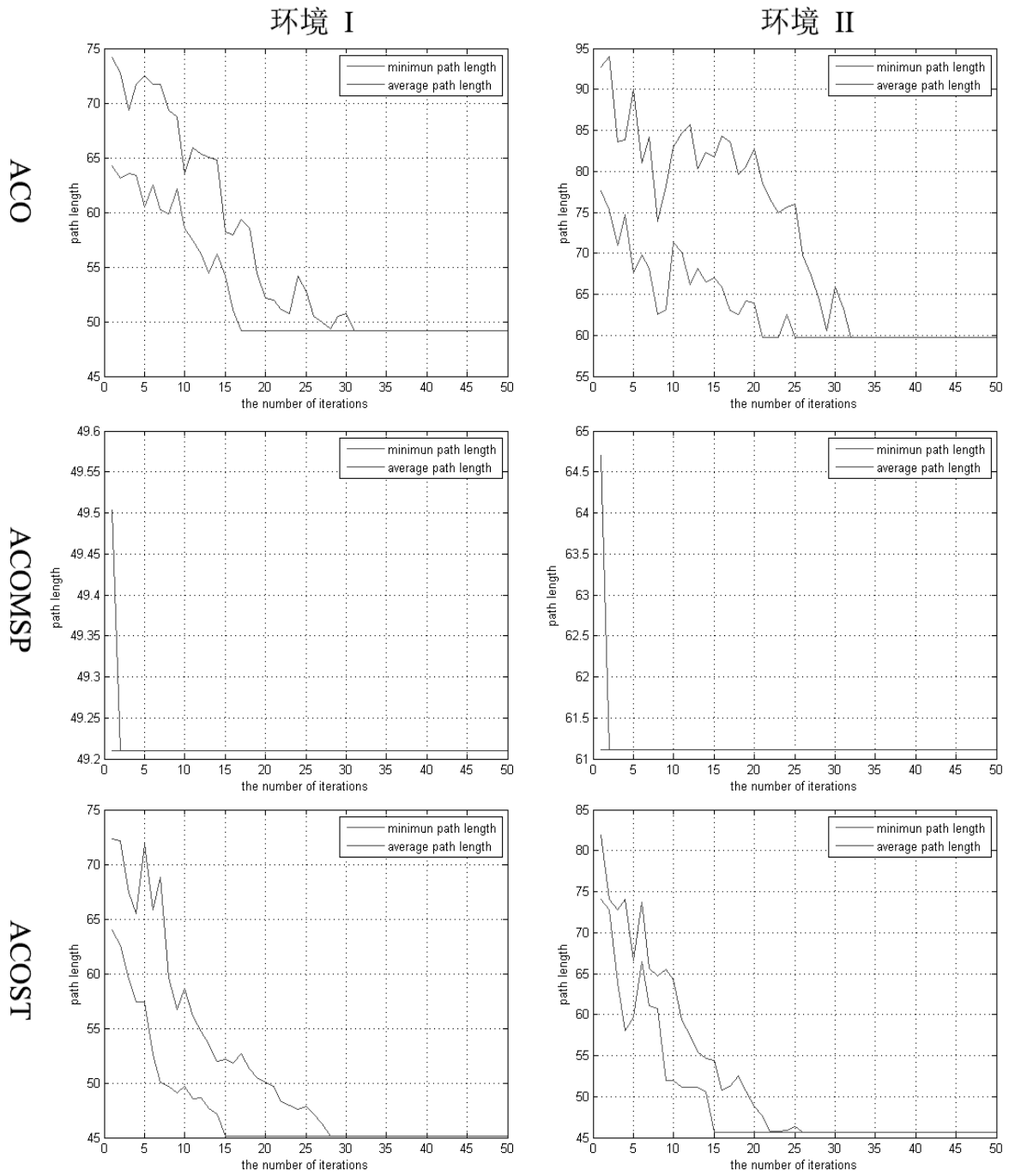


图 5 收敛曲线

为了进一步验证本文所提出的 AOCST 所规划的路径优于 ACO 和 ACOMSP, 作者统计了 100 次实验中,

三种算法所规划的路径长度, 统计结果如图 6 和表 2 所示.

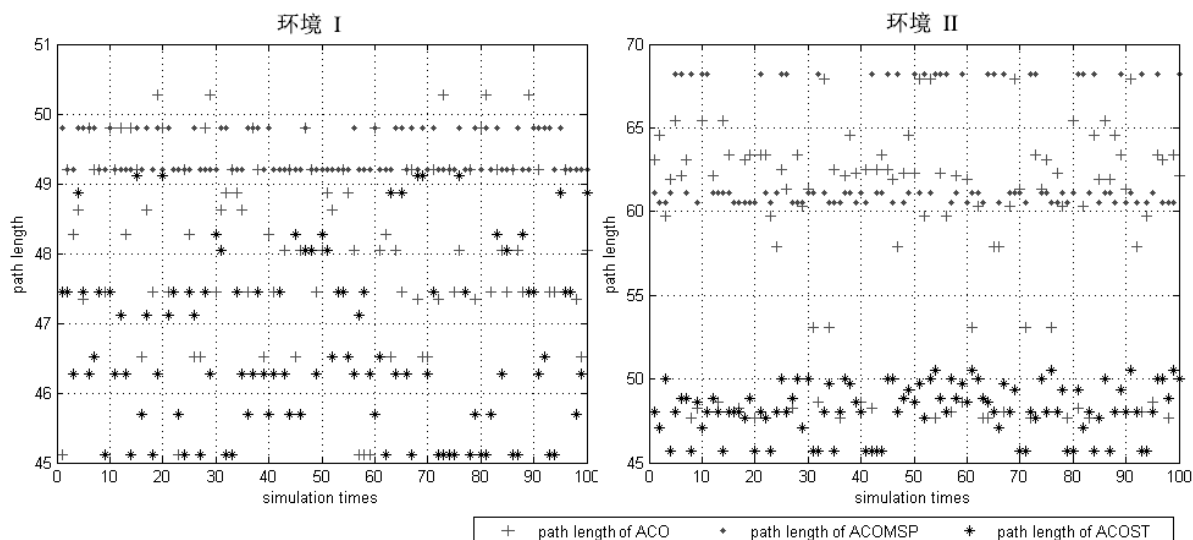


图 6 各次实验最短路径统计

表 2 最短路径对比

	ACO	ACOMSP	AOCST
环境 I	45.108	49.21	45.108
环境 II	47.694	60.522	45.689

以上统计结果表明,在不同的环境中,本文提出的 AOCST 算法都能规划出较优路径,具有环境适应力强的特点.

### 5 结语

本文根据现有的蚁群算法研究成果,提出了一种改进的蚁群算法.引入自适应阈值,动态地干预蚁群的觅食行为,有效的避免了算法陷入局部最优解.一般情况下,只要客观存在可行路线,即便是在复杂的环境下,都能迅速的规划出一条较优路径.同时在规划过程中对所规划的最短路径进行额外的信息素奖励,加快了收敛速度.仿真实验表明,本文所提出的算法在规划结果和收敛速度上都令人满意,同时具有较强的环境适应能力.

### 参考文献

- 1 Raja P, Pugazhenth S. Path planning for a mobile robot in dynamic environments. *Int. J. Phys. Sci*, 2011, 6(20): 4721-4731.
- 2 王枫红,邓志燕,陈焜坤.基于传统遗传算法的改进排爆机器人路径规划研究. *图学学报*,2012,33(3):41-45.
- 3 Iehl R, Cort SJ, Simon T. Costmap planning in high dimensional

configuration spaces. *Proc. of the Advanced Intelligent Mechatronics(AIM)*, 2012 IEEE/ASME International Conference on. 2012.

- 4 张建英,赵志萍,刘瞰.基于人工势场法的机器人路径规划. *哈尔滨工业大学学报*,2006,38(8):1306-1309.
- 5 周明秀,程科,汪正霞.动态路径规划中的改进蚁群算法. *计算机科学*,2013,40(1):314-316.
- 6 Dorigo M, Birattari M, Stutzle T. Ant colony optimization. *Computational Intelligence Magazine, IEEE*, 2006, 1(4): 28-39.
- 7 杨淮清,肖兴贵,姚栋.一种基于可视图法的机器人全局路径规划算法. *沈阳工业大学学报*,2009,31(2):225-229.
- 8 Yang J, Zhuang Y. An improved ant colony optimization algorithm for solving a complex combinatorial optimization problem. *Applied Soft Computing*, 2010, 10(2): 653-660.
- 9 刘天孚,程如意.带精英策略和视觉探测蚁群算法的机器人路径规划. *计算机应用*,2008,28(1):92-96.
- 10 赵娟平,高宪文,符秀辉.改进蚁群优化算法求解移动机器人路径规划问题. *南京理工大学学报(自然科学版)*,2011, 35(5):637-641.
- 11 王威,李颖浩,龚向阳等.多种群蚁群算法解机组组合优化. *机电工程*,2012,29(5):572-575.
- 12 朱庆保,马卫.基于侦察蚁和觅食蚁协作的机器人路径规划算法. *控制与决策*,2009,24(4):601-605.

(下转第 59 页)

