

DOI: 10.3969/j.issn.1003-0972.2012.02.031

# 蚁群算法参数优化设置研究

王书勤\* 黄茜

(武警警官学院 四川 成都 610213)

摘要: 根据基本蚁群算法的两个常用信息素更新公式,研究了算法中最初信息量、信息素挥发因子、信息素增量之间的关系以及变化规律,找到了其不等式关系,并进行了仿真证明。

关键词: 蚁群算法; 旅行商问题; 信息素; 优化

中图分类号: TP399 文献标志码: A 文章编号: 1003-0972(2012)02-0262-04

## Studies on the Parameters Configuration for Ant Colony Algorithm

WANG Shu-qin\* HUANG Qian

(Officers College of CAPF, Chengdu 610213, China)

Abstract: Based on two pheromone update formulas, the relations between the initial pheromone value, evaporation factor, the pheromone increment and their changes law were studied, the inequality relations between these factors were found and the simulations were given.

Key words: ant colony algorithm; traveling salesman problem; pheromone; optimization

## 0 引言

蚁群算法(Ant Colony Algorithm, ACA)是意大利学者 Marco Dorigo 等提出的一种仿生寻优算法,该算法原理是对真实蚁群协作过程的模拟<sup>[1-2]</sup>,算法主要由选择策略、信息素更新和搜索算法组成。算法中参数较多,针对同一问题,同一算法参数不同算法的结果不一样,参数的设置直接关系到算法的好坏。大量的文章对参数的设置方面作了研究,本文就参数  $Q$ 、 $\rho$ 、 $\Delta\tau$  间的关系做了一定的探索,并找到了一定的规律。

## 1 基本蚁群算法介绍

基本蚁群算法是根据真实蚂蚁寻找最短路径的方法提出来的。蚂蚁会选择信息素浓度大的路径,并在经过的路径上留下信息素,随着时间的推移和信息素的挥发,最短路径上的信息素就会越来越浓,最终使得所有蚂蚁选择该路径,从而找到最短路径。

以旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP)为例说明算法的基本框架。设有  $n$  个城市,  $m$  只蚂蚁  $\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$  (可见度),  $d_{ij}$  为城市  $i$  到城市  $j$  的距离;  $\tau_{ij}(t)$  为  $t$  时刻  $i$  和  $j$  间的信息量;  $\Delta\tau_{ij}^k$  为蚂蚁  $k$  访问( $i, j$ )释放的信息量;  $p_{ij}^k(t)$  为蚂蚁  $k$  由  $i$  向  $j$  的转移概率。初始时刻  $\tau_{ij}(0) = c$  ( $c$  为常数),蚂蚁  $k$  按(1)由  $i$  选择  $j$ ,当所有蚂蚁完成周游,环路上的信息素按(2)或(3)进行全局更新,最后计算每只蚂蚁走过的路径长度,保存最短路径<sup>[2-3]</sup>。

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{r \notin \text{tabu}_k} [\tau_{ir}]^\alpha [\eta_{ir}]^\beta} & j \notin \text{tabu}_k, \\ 0, & \text{otherwise}, \end{cases} \quad (1)$$

其中  $\text{tabu}_k$  为蚂蚁  $k$  已访问的城市集合,  $\alpha$  和  $\beta$  为信息量和自启发量的权重。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t), \quad (2)$$

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij}(t), \quad (3)$$

收稿日期: 2011-12-28; 修订日期: 2012-02-17; \* 通讯联系人, E-mail: wsq-goodluck@163.com

基金项目: 四川省武警警官学院课题研究项目(2012013)

作者简介: 王书勤(1976-),男,湖南祁东人,讲师,硕士研究生,主要从事人工智能算法等研究。

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (4)$$

在 ant-cycle system 模型中,

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/L^k & \text{经过}(i, j), \\ 0 & \text{否则}, \end{cases} \quad (5)$$

其中  $\rho$  为挥发系数,  $Q$  为常数,  $L^k$  为蚂蚁  $k$  所走路程的长度.

M. Dorigo 给出了 3 种算法模型, 分别为 ant-cycle system, ant-quantity system, ant-density system, 其区别就在于公式 (5) 的不同<sup>[4]</sup>.

## 2 蚁群算法参数分析

蚁群算法是模仿真实蚂蚁选择最短路径的方式来寻找问题的最优解, 信息素越浓的解被选择的可能性就越大, 因此怎样让最优解上的信息素增加显得尤为重要. 信息素的更新公式一般是 (2) 和 (3). 下面根据这 2 个信息素更新公式对信息素的增减性进行了数学分析, 发现了算法中一些信息参数的设置与蚂蚁走过路径的信息素的增减之间的直接关系.

令初始时刻路径  $(i, j)$  上的信息素为  $\tau_{ij}(0) = Q$  (常量). 假设每次信息素的增量为一常量  $\Delta\tau$ , 若信息是按 (2) 更新, 则有:

$$\begin{aligned} \tau_{ij}(0) &= Q, \\ \tau_{ij}(1) &= (1-\rho)Q + \Delta\tau, \\ \tau_{ij}(2) &= (1-\rho)\tau_{ij}(1) + \Delta\tau = \\ &\quad (1-\rho)^2Q + (1-\rho)\Delta\tau + \Delta\tau, \\ \tau_{ij}(3) &= (1-\rho)\tau_{ij}(2) + \Delta\tau = \\ &\quad (1-\rho)^3Q + (1-\rho)^2\Delta\tau + \\ &\quad (1-\rho)\Delta\tau + \Delta\tau, \\ &\dots \\ \tau_{ij}(n) &= (1-\rho)\tau_{ij}(n-1) + \Delta\tau = \\ &\quad (1-\rho)^nQ + (1-\rho)^{n-1}\Delta\tau + \\ &\quad (1-\rho)^{n-2}\Delta\tau + \dots + (1-\rho)\Delta\tau + \Delta\tau = \\ &\quad (1-\rho)^nQ + \Delta\tau \frac{1-(1-\rho)^n}{\rho}, \end{aligned}$$

所以

$$\tau_{ij}(n+1) = (1-\rho)^{n+1}Q + \Delta\tau \frac{1-(1-\rho)^{n+1}}{\rho},$$

故  $\tau_{ij}(n+1) - \tau_{ij}(n) = (1-\rho)^n(\Delta\tau - \rho Q)$ . 要使蚂蚁经过的路径  $(i, j)$  上的信息素递增, 必须  $\tau_{ij}(n+1) - \tau_{ij}(n) > 0$ , 所以  $(1-\rho)^n(\Delta\tau - \rho Q) > 0$ , 即  $\Delta\tau > \rho Q$ . 因此在进行路径信息素初始化时就要使  $Q < \Delta\tau/\rho$ , 如果  $\Delta\tau$  为较好解的倒数  $(1/L_{\text{best}})$  时, 就应该有  $Q < 1/\rho L_{\text{best}}$ .

若信息素是按公式 (3) 更新, 则:

$$\begin{aligned} \tau_{ij}(0) &= Q, \\ \tau_{ij}(1) &= (1-\rho)Q + \rho\Delta\tau, \\ \tau_{ij}(2) &= (1-\rho)^2Q + (1-\rho)\rho\Delta\tau + \rho\Delta\tau, \\ &\dots \\ \tau_{ij}(n) &= (1-\rho)^nQ + \Delta\tau(1 - (1-\rho)^n), \end{aligned}$$

所以

$$\begin{aligned} \tau_{ij}(n+1) &= (1-\rho)^{n+1}Q + \\ &\quad \Delta\tau(1 - (1-\rho)^{n+1}), \end{aligned}$$

故  $\tau_{ij}(n+1) - \tau_{ij}(n) = (1-\rho)^n\rho(\Delta\tau - Q)$ . 由此, 蚂蚁经过的路径  $(i, j)$  上的信息素要增加, 必须  $(1-\rho)^n\rho(\Delta\tau - Q) > 0$ , 即  $\Delta\tau > Q$ .

由于算法中  $\Delta\tau$  一般不是固定不变的, 一般取为  $1/L_{\text{best}}$  ( $L_{\text{best}}$  为最短路径长度), 因此路径  $(i, j)$  上的信息素初始值设置得比  $1/L_{\text{best}}$  小才能使蚂蚁经过的路径上的信息素增加.

针对算法中的 2 个更新公式 (2) 和 (3), 若信息素按公式 (2) 进行更新, 则有

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} \tau_{ij}(n) &= \lim_{n \rightarrow \infty} ((1-\rho)^nQ + \\ &\quad \Delta\tau \frac{1-(1-\rho)^n}{\rho}) = \frac{\Delta\tau}{\rho}, \end{aligned}$$

所以  $\tau_{ij}(t)$  应控制在  $[\frac{\Delta\tau}{200\rho}, \frac{\Delta\tau}{\rho}]$ .

若算法中信息素按公式 (3) 更新, 则有

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} \tau_{ij}(n) &= \lim_{n \rightarrow \infty} ((1-\rho)^nQ + \\ &\quad \Delta\tau(1 - (1-\rho)^n)) = \Delta\tau, \end{aligned}$$

这时  $\tau_{ij}(t)$  应控制在  $[\frac{\Delta\tau}{200}, \Delta\tau]$ .

## 3 实验结果与分析

### 3.1 算法的实现

下面在  $\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t)$  基础上, 就 TSP 对参数  $Q, \rho, \Delta\tau$  的两种设置情形  $Q < \frac{\Delta\tau}{\rho}$  和  $Q \geq \frac{\Delta\tau}{\rho}$  编出了算法 1 和算法 2, 并进行了对照检验, 算法框图如图 1.

### 3.2 算例检验

利用经典算例 OLIVER30 及 eil51 对算法 1 和算法 2 进行了大量仿真测试, 并作了比较.

#### 3.2.1 算例 1 (OLIVER30)

Antnum = 20, NC = 300,  $q_0 = 0.95$ ,  $\text{rou} = 0.2$ ,  $\text{alpha} = 1$ ,  $\text{beta} = 3$ ,  $Q = 1/100$ ,  $\text{dtau} = 100Q/L$ , 结果见表 1 和图 2—图 4.

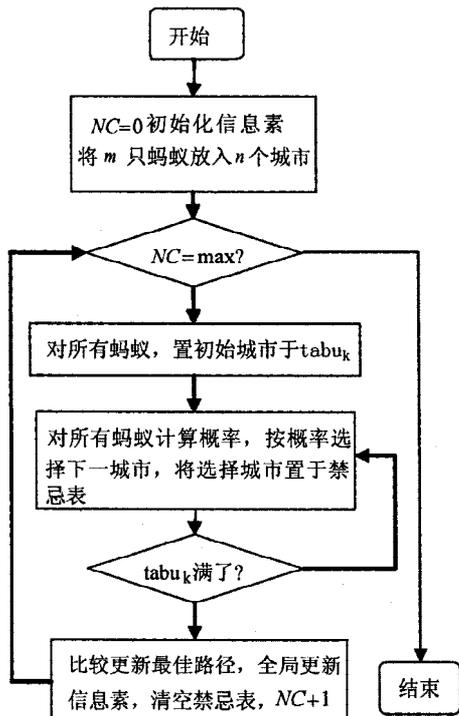


图 1 蚁群算法流程图

Fig. 1 The flow chart of the ant colony algorithm

表 1 最优值比较表

Tab. 1 Comparison of the optimal value

算法	最优解	最优解平均值	迭代次数
算法 1	423.740 6	424.654 3	16
算法 2	423.740 6	427.783 4	157

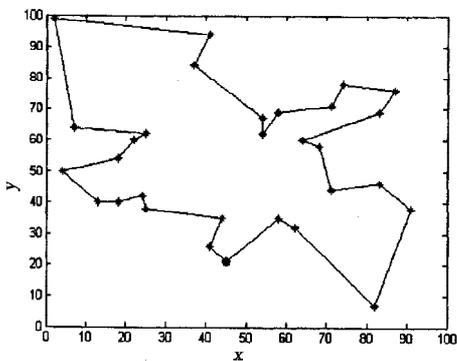


图 2 最优路径图

Fig. 2 The optimization tour of the OLIVER30

最优图均为图 2, 只是收敛的曲线不一样, 算法 1 的收敛效果明显优于算法 2.

3.2.2 算例 2( eil51)

Antnum = 35、NC = 300、 $q_0 = 0.95$ 、 $\text{rou} = 0.2$ 、 $\alpha = 1$ 、 $\beta = 3$ 、 $Q = 1/100$ 、 $d\tau = 200Q/L$ . 结果见表 2 和图 5—图 8.

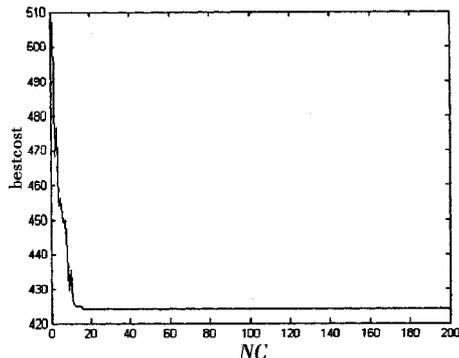


图 3 算法 1 最优值收敛曲线图

Fig. 3 The convergence curve of optimization solutions in algorithm 1

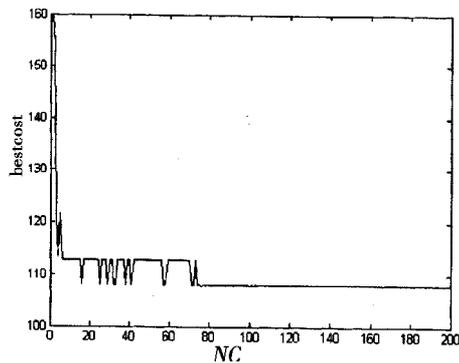


图 4 算法 2 最优值收敛曲线图

Fig. 4 The convergence curve of optimization solutions in algorithm 2

表 2 最优值比较表

Tab. 2 Comparison of the optimal value

算法	最优解	最优解平均值	迭代次数
算法 1	430.8904	435.3278	79
算法 2	433.9735	438.4567	147

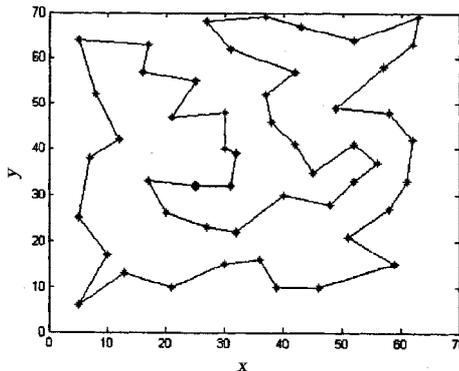


图 5 算法 1 最优路径图

Fig. 5 The optimization tour of algorithm 1

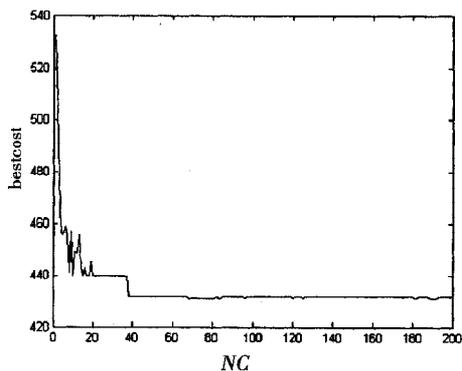


图6 算法1 最优值收敛曲线图  
Fig.6 The convergence curve of optimization solutions in algorithm 1

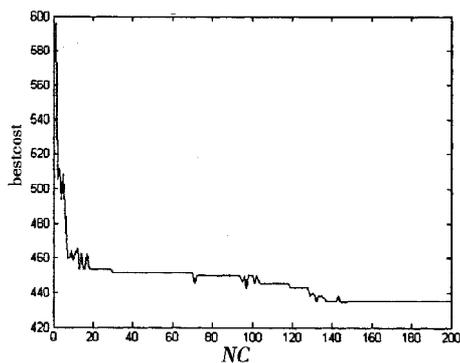


图8 算法2 最优值收敛曲线图  
Fig.8 The convergence curve of optimization solutions in algorithm 2

由上可知,算法1 不论最优值还是收敛效果均优于算法2.

#### 4 结语

蚁群算法的参数较多,参数设置对算法的影响很大,因此怎么样找到参数间的关系成为了算法优劣的关键,本文虽然基于2 个信息素公式对3 个信息参数进行了研究,发现了一定的规律,但是研究中同样发现,由于算法其他参数的随机性使得算法还是不很稳定,对于大规模问题很难找到其最优解,因此,算法在其他参数设置以及如何找到其他参数间的关系以进一步增强算法的稳定性还有待进一步的研究和完善.

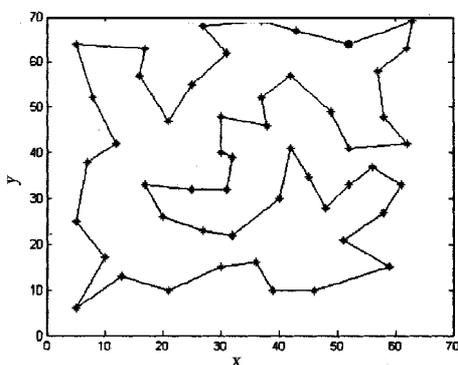


图7 算法2 最优路径图  
Fig.7 The optimization tour of algorithm 2

#### 参考文献:

- [1] Dorigo M ,Gambardella L M. *Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem* [J]. IEEE Trans on Evolutional Computation ,1997 ,1( 1) : 53-66.
- [2] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- [3] 王书勤, 黄茜. 一种基于 CVRP 的改进蚁群算法[J]. 甘肃科技, 2011(3): 198-210.
- [4] 秦玲. 蚁群算法的改进与应用[D]. 扬州: 扬州大学, 2004.
- [5] 陈棱, 沈洁, 秦玲, 等. 基于分布均匀度的自适应蚁群算法[J]. 软件学报, 2003, 14(8): 1379-1387.
- [6] 黄肇雄, 张登科, 黎群辉. 蚁群算法及其改进形式综述[J]. 计算机技术与自动化, 2006, 25(3): 35-38.
- [7] 吴春明, 陈治, 姜明. 蚁群算法中系统初始化及系统参数研究[J]. 电子学报, 2006(8): 1531-1533.
- [8] 刘伟. 蚁群算法参数分析与组合优化设置研究[J]. 电脑与信息技术, 2011(1): 10-12.
- [9] 郎茂祥, 胡思继. 用混合遗传算法求解物流配送路径优化问题的研究[J]. 中国管理科学, 2002(5): 51-56.
- [10] 叶仲泉, 王书勤, 黄茜. 基于带时间窗的车辆路径问题的蚁群算法[J]. 重庆工学院学报, 2007(6): 50-52.

责任编辑: 郭红建