

# 蚁群算法的小改进

何桂良<sup>1</sup>，潘久辉<sup>2</sup>

(1. 华南师范大学计算机系, 广州 510631; 2. 暨南大学计算机系, 广州 510631)

**摘要:** 蚁群算法是一种通用仿生算法, 可求解传统方法难以解决的非凸、非线性非连续的优化问题。本文针对基本算法的缺点, 结合遗传算法和自适应思想对其进行改进。

**关键词:** 蚁群算法; 遗传; 变异; 自适应

## 引言

在二十世纪 90 年代, 意大利学者 M Dorigo, V Maniezzo, A Colomi 等人从生物进化的机理中受到启发, 通过模拟自然界蚂蚁寻径的行为, 提出了一种全新的模拟进化算法: 蚁群算法 (ant colony algorithm)。ACO (Ant Colony Optimization) 算法是作为一种包含自从 1991 年 M Dorigo 等人提出蚁群算法以来的许多相关算法的框架而被提出来的, 并且它成功地运用于解决组合优化问题, 如: TSP (Traveling Salesman Problem), QAP (Quadratic Assignment Problem), JSP (Jobshop Scheduling Problem)。

本文针对 ACO 算法的一些缺点, 在其中引入遗传算法的思想对其进行改进。

## 1 蚁群算法的基本原理

蚁群算法是一种通用仿生并行算法, 可求解传统方法难以解决的非凸、非线性非连续的优化问题, 它通过模拟蚂蚁群的行为来求解问题, 本质上是一种基于群体的多代理算法。蚁群算法与其他模拟进化算法一样, 通过候选解组成的群体的进化过程来寻求最优解, 该过程包含两个基本阶段: 适应阶段和协作阶段。在适应阶段, 各候选解根据积累的信息不断调整自身结构; 在协作阶段, 候选解之间通过信息交流, 以期产生性能更好的解。

蚁群算法通过模拟蚂蚁寻找食物并回到巢穴的方法来求解问题。研究表明, 蚂蚁在前进途中会

留下一种信息素 (pheromone), 蚂蚁就是用这种物质来与其他蚂蚁交流、合作, 以找到较短路径。经过某一地点的蚂蚁越多, 这种信息素的强度就越大, 蚂蚁选择路径时就偏向于选择信息素强度大的方向。这就是蚂蚁能找到回到巢穴或食物处的较短路径的原因。通过实验还表明, 这种跟随信息素强度前进的行为, 会随着经过的蚂蚁的增多而加强。由于通过较短路径往返于食物和巢穴之间的蚂蚁能以更短的时间经过这条较短路径上的点, 这些点上的信息素的强度就会因蚂蚁经过它的次数更多而更强, 这样就会有更多的蚂蚁选择这条路, 这条路径上的信息素的强度就会越来越大, 选择这条路径的蚂蚁也会越来越多。蚂蚁个体之间就是通过这种信息的交流达到搜索食物的目的。

## 2 蚁群算法的基本算法

为了便于说明, 我们采用  $n$  城市 ( $0, 1, \dots, i, \dots, j, \dots, n-1$  为城市编号) 的 TSP 问题来解释基本蚁群算法。N 城市 TSP 问题就是无重复经过  $n$  座城市时走过的路程最短的问题。

设  $m$  为蚁群数量,  $d_{ij}$  为城市  $i, j$  间距离,  $\tau_{ij}$  为路径  $ij$  上残留信息素数量,  $\Delta\tau_{ij}^k$  为第  $k$  只蚂蚁在路径  $ij$  上留下的信息素量,  $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$  为路径  $ij$  的期望程度,  $1-\rho$  为残留信息素单位时间内蒸发度,  $\text{tabu}_k$  用以记录蚂蚁  $k$  走过的路径,  $L_k$  为蚂蚁  $k$  走过的路程。

初始时各路径上信息素的量相等:  $\tau_{ij}=C$  ( $C$  为非零常数), 蚂蚁  $k(k=0,1,\dots,m)$  从城市  $i$  向城市  $j$  的概率  $p_{ij}^k$  计算如下:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_i^\alpha \eta_j^\beta}{\sum_{s \in allow_k} \tau_s^\alpha \eta_s^\beta} & j \in allow_k \\ 0 & j \notin allow_k \end{cases}$$

式中  $allow_k=\{0,1,\dots,n-1\}-tabu_k$ , 为蚂蚁  $k$  下一步允许选择的城市;  $\alpha, \beta$  分别为  $\tau, \eta$  作用程度。人工蚂蚁和自然蚁群系统不同之处在于人工蚁群系统具有一定记忆力:  $tabu_k$  用以记录蚂蚁  $k$  走过的城市, 而且随着进化过程不断动态地调整。

信息素随时间推移而减少经过  $n$  个时刻, 蚂蚁完成一次循环后, 各条路径上信息素根据下式调整:

$$\tau_j = \rho \tau_j + \Delta \tau_j$$

$$\Delta \tau_j = \sum_{k=0}^m \Delta \tau_j^k$$

式中  $\Delta \tau_{ij}$  为本次循环中留在路径  $ij$  上的总信息素量, 有三种计算方法:

$$(1) \Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/L_k & \text{蚂蚁 } k \text{ 在本次循环经过 } ij \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

$$(2) \Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/d_{ij} & \text{蚂蚁 } k \text{ 在本次循环经过 } ij \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

$$(3) \Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} Q & \text{蚂蚁 } k \text{ 在本次循环经过 } ij \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

式中:  $Q$  为常数。这三种计算方法中, 前一个利用整体信息, 后两个利用局部信息, 它们分别称为 Ant-cycle System、Ant-quantity System 及 Ant-density System。

### 3 蚁群算法的不足之处

由前面对蚁群算法的介绍可知, 蚁群算法在运算过程中, 蚁群的转移是由各条路径上留下的信息素的强度和城市之间的距离来引导的。蚁群运动的路径总是趋近于信息量最强的路径。通过对蚁群以及蚁群算法的研究表明, 不论是真实蚁群系统还是人工蚁群系统, 通常情况下, 信息量最强的路径与所需要的最优路径比较接近。

然而, 信息量最强的路径不是所需要的最优路径的情况仍然存在, 而且在人工蚁群系统中, 这种

现象经常出现。这是由于在人工蚁群系统中, 各路径上的初始信息量是相同的, 蚁群创建的第一条路径所用到的信息就主要是城市之间的距离信息, 这时, 蚁群算法等价于贪婪算法, 这一次, 蚁群在所经过的路径上留下的信息就不一定能反映出最优路径的方向, 特别是蚁群中个体数目较少或者所计算的路径的组合较多时, 就更不能保证蚁群创建的第一条路径能引导蚁群走向全局最优路径。这一次循环中, 蚁群留下的信息会因正反馈作用使这条不是最优, 而且可能是离最优解相差很远的路径上的信息得到不应有的增强, 而阻碍以后的蚂蚁发现更好的全局最优解。

不仅是第一次循环所创建的路径可能对蚁群产生误导, 任何一次循环, 只要这次循环所利用的信息较平均地分布在各个方向上, 这次循环所产生的路径就可能会对以后蚁群的选择产生误导。

蚁群算法的主要依据是信息正反馈原理和某种启发式算法的有机结合, 这种算法在构造解的过程中, 利用随机选择策略, 这种选择策略使得进化速度较慢, 正反馈原理旨在强化性能较好的解, 却容易出现停滞现象。这是造成蚁群算法不足之处的根本原因。

当问题规模比较大时, 由于信息量的挥发系数  $1-\rho$  的存在, 使那些从未被搜索到的解上信息量会减小到接近于 0, 降低了算法的全局搜索能力, 而且  $1-\rho$  过大时, 当解的信息量增大时, 以前搜索过的解被选择的可能性过大, 也会影响到算法的全局搜索能力。通过减小  $1-\rho$  虽然可以提高算法的全局搜索能力, 但又会使算法的收敛速度降低。

也就是说蚁群算法与遗传算法等模拟进化算法一样, 也存在着易于陷于局部最小值的缺陷。

因此, 蚁群所找出的解需要通过一定的方法来增强, 使蚁群所留下的信息尽可能地不对以后的蚁群产生误导, 而且能够克服计算时间较长的缺陷, 从而提高蚁群算法的全局搜索能力, 提高其搜索速度。

### 4 改进算法的思路

受到遗传算法中杂交和变异算子作用的启发, 我们提出一种新的蚁群算法——具有杂交、变异特征的自适应蚁群算法。

## 实践与经验

改进算法主要在基本算法的基础上增加了杂交算子、变异因子和对挥发系数  $1-\rho$  进行自适应变化。

### (1) 杂交

在杂交之前需要选择父体蚂蚁。本文算法采用的是转盘式选择(Roulette Wheel Selection)。采用这种选择策略需要先计算第  $k$  只蚂蚁本次循环所产生的路径的长度,并根据这个长度按下式计算各只蚂蚁被选择的概率:

$$p_i = (1/L_i) / \sum (1/L_k)$$

用这种方式选择,  $1/L_k$  较大的蚂蚁(即  $L_k$  较小的蚂蚁)被选中的几率更大。选择蚂蚁杂交后,允许按一定的比例吸收略差的蚂蚁或只吸收比原解对应的路径长度小一定百分比的蚂蚁,对被吸收的蚂蚁执行全局更新规则,具体见下面所列算法。

杂交过程为:先随机选择两个杂交点,然后交换两父体中、在所选杂交点之间的部分,这个部分被称为杂交段。将父体 1 的杂交段位置不变地复制到后代 2 中,同样也将父体 2 的杂交段位置不变地复制到后代 1 中。父体 1 中的其他元素不变,用没有经过的部分按先后顺序代替父体 1 中与父体 2 杂交段相同的元素。对父体 2 进行同样的操作。计算杂交生成后代路径的长度,如果比父体路径要短则更新信息素,用后代取代父体位置,否则取消杂交。这样就完成一次杂交。

### (2) 变异

如同遗传算法一样,我们使用小随机概率来决定每只蚂蚁是否发生变异,也就是说发生变异的蚂蚁是随机选定的。在本文中我们采用逆转变异方式。

设定选定的某个个体所走过路径为:  $i_0, i_1, i_2, \dots, i_{(n-1)}$ , 其中  $i_0, i_1, \dots, i_{n-1} \in \{0, 1, 2, \dots, n-1\}$ 。本文使用两个随机数来决定变异点,决定变异点后,将两个变异点之间的城市按与原来相反的顺序排列。重新计算这个个体所走过的路程,如果比原来短则保存变异并更新信息素,否则取消变异。这样就完成一次变异操作。

### (3) 自适应

对于算法因为选择策略的缺点,从选择策略方

面进行修改,我们采用确定性选择和随机选择相结合的选择策略,并且在搜索过程中动态地调整作确定性选择的概率。当进化到一定代的数目后,进化方向已经基本确定,这时对路径上信息量作动态调整,缩小最好和最差路径上的信息量的差距,并且适当加大随机选择的概率,以利于对解空间的更完全搜索,从而可以有效地克服基本蚁群算法的两个不足。此算法按照下式确定蚂蚁  $k$  由  $i$  转多到的下一城市  $j$ :

$$j = \begin{cases} \arg \max_{j \in allowed_k} \{ \tau_{ij}^\alpha \eta_{ij}^\beta \} & \text{如果 } r \leq p_0 \\ \text{依概率 } p_j^k \text{ 选择 } j & \text{否则} \end{cases}$$

式中  $p_0 \in (0, 1)$ ,  $r$  为  $(0, 1)$  中均匀分布的随机数。当进化方向基本确定后用简单的放大(或缩小)方法调整每一路径上的信息量。

对于挥发系数  $1-\rho$ , 本文方法自适应改变  $\rho$  的值。 $\rho$  初始值为 1; 当算法求得的最优值在  $N$  次循环内没有明显改进时,  $\rho$  减为:

$$\rho = \begin{cases} 0.95\rho & \text{如果 } 0.95\rho \geq \rho_{\min} \\ \rho_{\min} & \text{否则} \end{cases}$$

式中  $\rho_{\min}$  为  $\rho$  的最小值。用于防止  $\rho$  过小而降低算法的收敛速度。

## 5 实验比较

本文采用 TSP 问题作为实验题目, 将基本的蚁群算法 ACO 与改进后的蚁群算法进行比较。

算法中参数取值如下: 城市数目取  $n=10, 15, 20, 25, 30$ , 蚁群蚂蚁数量  $m=10$ ; 初始信息量  $\tau=2.0$ ;  $\tau, \eta$  作用程度  $\alpha, \beta$  分别为 2.0、3.0; 残留信息素单位时间内蒸发度(初始值)  $1-\rho=0.1$ 。

表 1

城市数目	基本蚁群算法	改进蚁群算法
10	6s	6s
15	8.5s	8s
20	12s	11s
25	15s	13.5s
30	17s	15s

实验结果如表 1, 由实验结果可以看出, 改进蚁群算法的结果与基本蚁群算法的结果接近且有所改善。

## 结 语

蚁群算法是一种通用仿生算法,可求解传统方法难以解决的非凸、非线性非连续的优化问题。但是它与遗传算法等模拟进化算法一样也存在着易于陷于局部最小值的缺陷。实验表明本算法有效可靠。

## 参考文献

- [1]温文波,杜维. 蚁群算法概述. 石油化工自动化,2002(1)  
 [2]林锦. 凸整数规划问题的混合蚁群算法. 福州大学学报(自然科学版),1999(6)  
 [3]周勇,陈洪亮. 蚁群算法的研究现状及其展望. 微型电脑

应用,2002(2)

- [4]M Dorigo, G D Caro. Ant Colony Optimization: a New Meta-heuristic. Proceeding of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, 1999; 1470~1477  
 [5]M Dosigo, V Maniezzo, A Colomi. Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 1996, 26(1)  
 [6]In-Keun Yu, C S Chou, Y H Song. Application of the Ant Colony Search Algorithm to Short-Term Generation Scheduling Problem of Thermal Units. POWERCON '98 International Conference on Power System Technology, 1998

(收稿日期:2004-05-14)

(上接第 65 页)

# Analyse on Authentication based on Windows

QIU Qi-zhi

(College of Computer Science and Technology Wuhan University of Technology, Wuhan 430063 China)

**Abstract:** With the development of Internet and E-commerce, the security of information has played more and more important role. As network operating system serves as the security basis of a system, this paper analyses the different methods of network authentication in Windows family such as Windows 2000 Server.

**Key words:** Security; Authentication; Kerberos; SSL/TLS; NTLM

## 征 稿 启 事

在过去的一年里,许多作者已经随着我们杂志的发展而一起成长起来,新的一年,我们欢迎更多的读者施展文采,奉献给大家更多优秀的文章。征稿如下:

### ◆ 热点话题

对时代发展的热点问题进行分析 and 评述

### ◆ IT 论坛

对 IT 发展的各方面进行深入浅出的论述和分析

### ◆ 研究与开发

计算机发展和软、硬件开发的理论研究

### ◆ 应用技术

流行应用技术的分析和研究

### ◆ 网络纵横

重点为与网络相关理论及实践研究

### ◆ 安全技术

计算机及网络的安全研究

### ◆ 图形图像

重点为与图形图像相关的理论及实践研究

### ◆ 教学园地

与计算机教育相关的教学研究

### ◆ 开发案例

基于某方面的计算机开发案例研究与分析

### ◆ 实践与经验

计算机应用的实例心得

来稿可用 E-mail 或信函等方式,并写清通讯地址及联络电话或 E-mail。如有基金项目资助,请附有关证明材料。

邮寄地址:广州市中山大学内《现代计算机》编辑部

电话:020-84110804

E-mail: lnzss@zsu.edu.cn

如果你的来稿被刊登,我们会从你寄出稿件之日起两个月以内与您联系,如果在此期后没有收到本刊的通知,稿件由作者自行处理,恕不另行通知。