

# 多态蚁群算法中多参数的组合匹配探讨

徐精明<sup>1</sup>,程家兴<sup>2</sup>

(1. 安徽科技学院, 安徽 蚌埠 233100; 2. 安徽大学, 安徽 合肥 230039)

**摘要:**多态蚁群算法是一种新的模拟进化算法,对组合优化问题具有较强的求解能力。但如果算法中的参数选择不当,会直接影响到算法的全局收敛性和求解效率。以TSP问题为例,对多态蚁群算法中参数 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\rho$ 、 $Q$ 的作用作了理论上的研究,分析了组合参数的选择对寻优结果的影响,提出了用单纯形算法来确定多态蚁群算法中多参数的最优组合方法,阐述了该方法的思想及求解问题的过程。最后进行了仿真实验,实验结果表明该方法是切实可行的。

**关键词:**多态蚁群算法;参数配置;单纯形算法

中图分类号:TP18

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2009)12-0085-04

## On the Configuration of Multi-Parameters in Polymorphic Ant Colony Algorithm

XU Jing-ming<sup>1</sup>, CHENG Jia-xing<sup>2</sup>

(1. Anhui Science and Technology University, Bengbu 233100, China;

2. Anhui University, Hefei 230039, China)

**Abstract:** The polymorphic ant colony algorithm (PACA) is a novel simulated evolutionary algorithm with the strong ability of finding good solutions. However, if the parameters are wrongly chosen, it has great effect on efficiency of the system. Studies and analyses the function and influence of parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\rho$ ,  $Q$  by taking TSP as an example, discusses the effect of the collection of configuration parameters on an optimal result choice, and proposes a solution in which the optimal configuration of parameters in PACA is decided through pure algorithm, expounds the thinking and process of the optimal configuration of parameters in the terms of PACA by pure algorithm. Finally, it describes the simulated experimental results, and the results indicate that the method is feasible.

**Key words:** polymorphic ant colony algorithm; configuration of parameters; pure algorithm

### 1 问题的提出及研究思路

蚁群算法是一种基于种群的模拟进化、用于解决复杂优化问题的全新的启发式算法。它是由意大利学者Dorigo M等首先提出<sup>[1]</sup>,随后很多学者对其加以研究并广泛应用于求解复杂优化问题<sup>[2]</sup>。国际顶级学术刊物《Nature》曾多次对蚁群算法的研究成果进行报道。基本蚁群算法及现有的改进蚁群算法都是基于单种蚁群、单信息激素的全局优化搜索算法。笔者针对基本蚁群算法的不足,于2005提出一种新的含多种蚁群、多种信息激素的多态蚁群算法<sup>[3]</sup>。

无论是基本蚁群算法,还是多态蚁群算法,在算法中涉及的主要参数:信息素残留因子 $1-\rho$ 、信息启发

式因子 $\alpha$ 、期望启发式因子 $\beta$ 、信息素强度 $Q$ 、蚂蚁数目 $M$ 等,其选择方法和选取原则直接影响到算法的全局收敛性和求解效率<sup>[4]</sup>。目前对这些参数的设定尚无严格的理论依据,还没有确定最优参数组合的一般方法。

Dorigo M等最早对蚁群算法中这些参数作了初步研究<sup>[1]</sup>;随后詹士昌<sup>[5]</sup>、叶志伟<sup>[6]</sup>、段海滨等<sup>[7]</sup>,在蚁群算法的参数分析和优化组合方面进行了大量卓有成效的研究工作。但是,这些学者研究方法主要是单一研究法,即固定其它参数,让某一参数改变来观察其对收敛性和求解效率的影响,没有考虑多参数之间的组合匹配,没有分析组合参数与寻优结果的相关性。这也就很难得出组合参数最优选择结果,从而不利于寻求最优解。

文中拟采用逼近最小值的方法,即单纯形算法<sup>[8]</sup>,来确定蚁群算法中参数的最优配置。在对多态蚁群算法中参数对解的影响进行理论分析的基础上,选择蚁群算法中的几组参数,进行仿真实验,得到以TSP问

收稿日期:2009-03-25;修回日期:2009-06-08

基金项目:教育部科研基金(20040357002);安徽教育科研基金(KJ2007B313ZC);安徽省重点实验室开放基金(AKLS200601)

作者简介:徐精明(1964-),男,安徽枞阳人,教授,研究方向为计算智能;程家兴,教授,研究方向为人工智能。

题为例所计算出的结果。根据单纯形算法的求解原理,将这几组参数映射到空间对应的几个点,即单纯形算法各个顶点。这几组参数通过蚁群算法得到相应的结果,即单纯形算法中的函数值,根据单纯形算法的计算流程,确定一个最优解及对应的参数配置。最后重新代入多态蚁群算法,验证其正确性。

## 2 多态蚁群算法模型

在多态蚁群算法中<sup>[3]</sup>,将蚁群社会中的蚂蚁分为三类:侦察蚁、搜索蚁和工蚁。侦察蚁群的任务是以每个城市为中心,作局域侦察,并以侦察素来标记侦察结果,以便搜索蚁到达该城市选择下一站时,提供辅助信息;搜索蚁群的任务是作全局搜索,每到一站,根据侦察素和各出口的信息素等信息,来选择下一站,直至找到并标记最佳(最短)路线,以便工蚁从最佳路线取食回巢;工蚁群的任务是从已标记好的最佳路线取食回巢。在实际算法设计时,由于工蚁群与路径寻优无关,所以只需针对侦察蚁群和搜索蚁群设计各自的信息素调控机制;其中侦察蚁群负责局部侦察,搜索蚁群负责全局搜索。

多态蚁群算法的流程可以描述如下:

1) 初始化  $Q$ 、 $C$  和最大进化代数;

2) 将  $m$  只侦察蚁分别放在  $m$  个城市中,每个侦察蚁以所在城市  $i$  为中心,侦察其它  $m-1$  个城市,按式

$$s[i][j] = \begin{cases} \tilde{d}_{ij}/d_{ij}, & \text{若城市 } j \text{ 在城市的 MAXPC 之内} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

计算侦察素,并将结果放入  $S[i][j]$  中;

3) 按公式

$$\tau_{ij}(0) = \begin{cases} C * s[i][j], & \text{若 } s[i][j] \neq 0 \\ C * \tilde{d}_{ij}/d_{ij}, & \text{否则} \end{cases}$$

置初始时刻各条路径上的信息量;

4) 置进化代数 NC 初值为 0;

5) 随机选择每只搜索蚁的初始位置,并将该位置放入每个搜索蚁对应的 tabu 表中;

6) 按公式

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in \text{tabu}_k} \tau_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t)}, & \text{若 } j \in \text{tabu}_k, \text{ 且 } s[i][j] \neq 0 \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

计算每只搜索蚁  $k$  将要转移的位置,假设为  $j$ ,上一个位置假设为  $i$ ,并将  $j$  放入搜索蚁  $k$  对应的 tabu 表中,直至每只搜索蚁完成一个循环,得到一个解;

7) 计算各搜索蚁的目标函数值( $k = 1, 2, \dots, n$ ),

并记录当前最好解;

8) 若达到指定的进化代数或者所求得解在最近若干代中无明显改进,转 11); 否则:

9) 按公式

$$\Delta \tau_{ij} = \sum_{k=1}^n \Delta \tau_{ij}^k, \Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} Q * (\tilde{d}_{ij}/d_{ij})/L_k, & \text{若蚂蚁 } k \text{ 经过 } ij \text{ 且 } s[i][j] \neq 0 \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

$$\tau_{ij}(t+1) = \begin{cases} \rho * \tau_{ij}(t) + (1-\rho) * \Delta \tau_{ij}, & \text{若 } s[i][j] \neq 0 \\ \rho * \tau_{ij}(t), & \text{否则} \end{cases}$$

修改各路径上信息素浓度;

10) 置  $\Delta \tau_{ij}$  为 0, 置 tabu 表为空,  $NC \rightarrow NC+1$ , 转 5);

11) 输出最优解。

## 3 多态蚁群算法中参数对解的影响分析

### 3.1 信息启发式因子 $\alpha$ 对解的影响分析

启发式因子  $\alpha$  反映蚂蚁在运动过程中所积累的信息量在指导蚁群搜索中的相对重要程度,其值越大,蚂蚁选择以前走过路径的可能性就越大,搜索的随机性减弱,而当启发式因子  $\alpha$  值过小时,则易使蚁群的搜索过早陷于局部最优<sup>[7]</sup>。

### 3.2 期望启发式因子 $\beta$ 对解的影响分析

期望启发式因子  $\beta$  反应了启发式信息在指导蚁群搜索过程中的相对重要程度,其大小反应了蚁群寻优过程中先验性、确定性因素的作用强度。其值越大,则蚂蚁在某个局部点上选择局部最短路径的可能性越大,虽然这时算法的收敛速度得以加快,但蚁群搜索最优路径的随机性减弱,易于陷入局部最优。

### 3.3 信息素残留因子 $\rho$ 对解的影响分析

信息素残留因子  $\rho$  反映了蚂蚁之间个体相互影响的强弱,由于信息素挥发因子  $1-\rho$  的存在,当要处理的问题规模比较大时,会使那些从来未被搜索到的路径上的信息量减小到接近于 0,因而降低了算法的全局搜索能力,而且当  $1-\rho$  过大时,以前搜索过的路径被再次选择的可能性过大,也会影响到算法的随机性能和全局搜索能力;反之,通过减少  $\rho$  虽然可以提高算法的随机性能和全局搜索能力,但又会使算法的收敛速度降低。

### 3.4 信息量 $Q$ 对解的影响分析

在 Ant-Cycle 模型中,信息素强度  $Q$  为蚂蚁循环一周时释放在所有路径上的信息素总量,其作用是为了充分利用有向图上的全局信息反馈量,使得算法在正反馈机制作用下以合理的演化速度搜索到所求问题

的全局最优解。 $Q$  越大,则在蚂蚁已遍历路径上信息素的累积加快,可以加强蚁群搜索时的正反馈性能,有助于算法的快速收敛。

### 3.5 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\rho$ 组合对解的影响分析

若  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\rho$  组合参数匹配不当,会导致求解速度很慢,而且所得解质量也特别差。若能采用最佳参数的匹配模型,可以很快地搜索到质量很高的全局最优解。

## 4 用单纯形算法确定多态蚁群算法的组合参数匹配

非线性单纯形算法(简称单纯形算法或 SPX)是最优化技术无约束极值直接法中比较有效的方法之一。在  $n$  维空间中,单纯形是指以  $n+1$  个顶点所构成的最简单图形,单纯形算法不是沿一个方向进行搜索,而是对  $n$  维空间的  $n+1$  个点(单纯形的顶点)上的函数值进行比较,丢掉其中最坏的点,代之以新的点,从而构成新的单纯形,逐步逼近极小值点。此处单纯形的一个顶点对应多态蚁群算法的一组参数,函数极小值对应一条最优路径。

单纯形算法是对空间  $n$  个点上的函数值进行比较,丢掉最坏的点,代之以新的点,从而构成新的单纯形,逐步逼近极小值点。而多态蚁群算法中  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\rho$ 、 $Q$  一组参数对应单纯形算法空间的一个顶点,这组参数在蚁群算法中有一个结果,即单纯形算法中的函数值,这样用单纯形算法找到一个极小值,也就是蚁群算法的最优结果,从而找到所要求的参数组合。

其具体操作流程为:先用多态蚁群算法求解 TSP 问题,根据对应的几组参数得出相应的几组结果,分别将其以行的形式存放在数组  $a$  中。在  $a$  数组中找三个点,即最好点、最差点和次差点以及通过蚁群算法得出的相应的函数值,分别求除最差点和除最好点后剩下点的重心,再根据各自的重心分别求最差点和最好点的反射点,也就是关于重心的对称点,比较得出较好的那个反射点,与从  $a$  数组中找出的最好点的函数值进行比较,若小于最好点的函数值,则反射成功,再计算相应的扩张点。若扩张点函数

值小于反射点函数值,则以扩张点代替最差点,否则以反射点代替最差点,再重新计算  $a$  数组中的各个顶点及函数值,转到开始,循环迭代。若反射点大于最好点的函数值,则反射失败,单纯形进行顶点替换,也就是,将反射点与次差点比较,若比次差点好,则将反射点代替最差点,重新计算  $a$  数组各个顶点,转到开始,循环迭代。否则进行单纯形的压缩,也就是反射点比次差点差,若比最差点好或差,则根据压缩公式计算相应的压缩点,若压缩点比最差点好,则以压缩点代替最差点,重新计算  $a$  数组的各个顶点,转到开始,循环迭代。否则,也就是压缩点比最差点还差,则进行单纯形的收

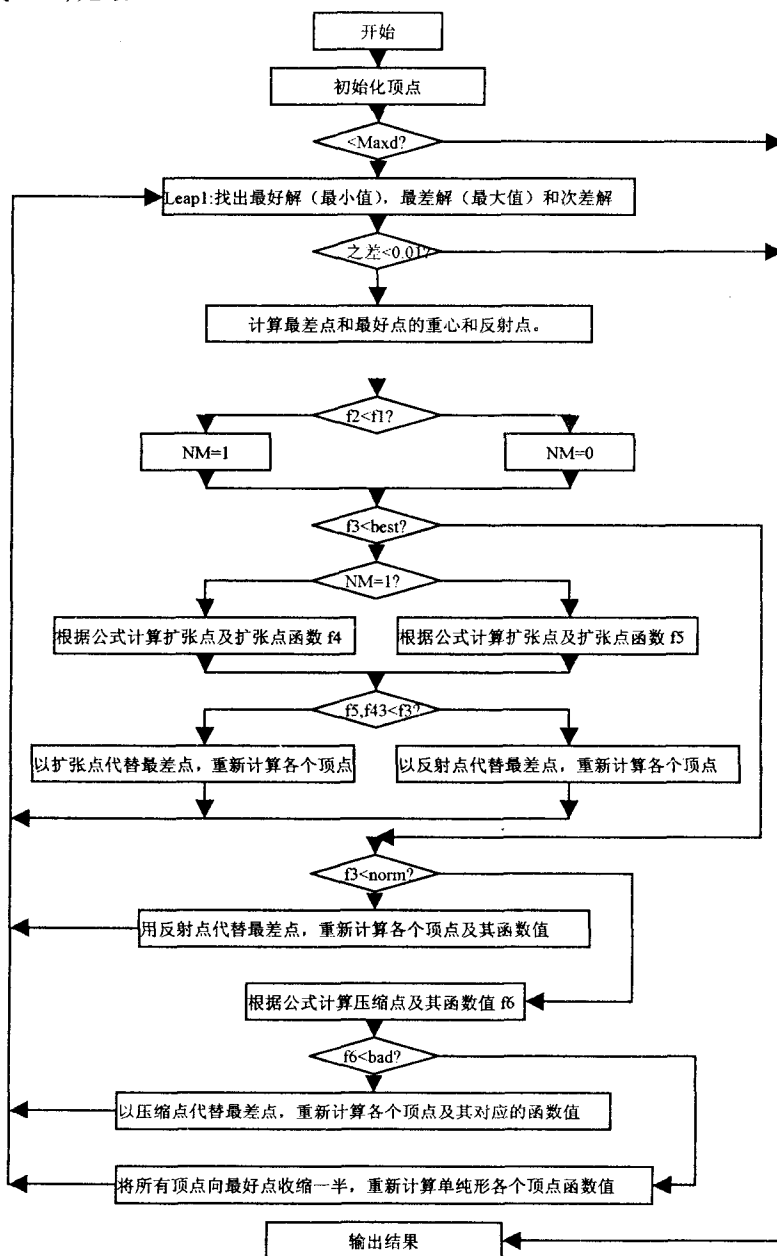


图 1 用单纯形算法确定多态蚁群算法的组合参数匹配流程

缩,以最好点为中心,将所有点向最好点收缩一半,最后计算收缩后各顶点的函数值,转到开始,循环迭代。

图 1 为程序流程图。

## 5 实验结果及分析

### 5.1 多态蚁群算法仿真实验

以 TSP 问题为例,试验中所用的 TSP 问题数据来源于 oliver30 城市问题。对应的参数得出相应的计算结果如表 1 所示。

表 1 几组参数下多态蚁群算法仿真实验结果

| $\alpha$ | $\beta$ | $\rho$ | $Q$    | 代数  | 最优结果     |
|----------|---------|--------|--------|-----|----------|
| 1        | 2       | 0.40   | 200.00 | 132 | 423.9117 |
| 1        | 3       | 0.70   | 100.00 | 294 | 423.9117 |
| 1        | 3       | 0.50   | 50.00  | 222 | 423.9117 |
| 1        | 4       | 0.40   | 100.00 | 372 | 423.9117 |
| 1        | 4       | 0.30   | 200.00 | 245 | 423.9117 |

### 5.2 用单纯形算法确定多态蚁群算法的组合参数匹配实验

根据多态蚁群算法得出的结果(见表 1),将其放在  $\alpha$  数组里作为初始值,算法中的  $\alpha, \beta, \rho, Q$  四个参数映射单纯形空间的一个点,这一组参数通过蚁群算法求出一个结果,也就是单纯形算法中顶点的函数值,在单纯形算法中,先给定空间几个点,再通过上述单纯形的加速算法求出最好的解及其相应的参数配置,结果如表 2 所示。

表 2 最优的解及其相应的参数组合匹配实验结果

| $\alpha$ | $\beta$ | $\rho$ | $Q$    | 代数 | 最优结果     |
|----------|---------|--------|--------|----|----------|
| 1        | 3       | 0.30   | 100.00 | 70 | 423.7406 |

### 5.3 实验分析

(1)在单纯形算法中调用多态蚁群算法,蚁群算法的形参是浮点型的  $\alpha, \beta, \rho, Q$  四个参数,返回的是这一组参数以 TSP 问题为例所得出的结果,也就是单纯形算法中顶点的函数值。根据单纯形算法的加速原理,比较函数值的大小,丢掉最坏的点,代之以新的点,再重新计算单纯形各顶点及其函数值,然后再循环迭代,直至找到最优的解及其相应的参数组合匹配。

(2)在表 1 中五组参数,分别在 132、294、222、372 和 245 代,取得最好结果仅 423.9117。且在 400 代内

也未找到更好的结果。而表 2 中参数组合在第 70 代,就取得最好结果 423.7406。

(3)从国内外研究结果看,针对 oliver30 城市问题,423.7406 是目前已公布的最好解。

(4)由于多态蚁群算法是一种随机搜索算法,种子选择的不一样,使得每次实验得出最优结果的代数稍有偏差。使用表 2 中参数组合,经过多次实验,都能较快找到最优结果 423.7406。实验证明用单纯形算法确定蚁群算法中参数的组合配置是可行的。

## 6 结束语

在对多态蚁群算法模型及参数进行理论分析的基础上,讨论了组合参数的选择对寻优结果的影响,提出了用单纯形算法来确定多态蚁群算法中参数的最优组合方法,设计了用单纯形算法确定多态蚁群算法中参数的最优组合模型及流程。并进行了仿真实验,实验结果表明这种方法确定的最优参数组合较快搜索到目前已公布的最好解。

### 参考文献:

- [1] Dorigo M, Maniezzo V, Colomni A. The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 1996, 26(1):29-41.
- [2] 常晓磊,闫仁武.一种基于蚁群算法的分类规则挖掘算法[J].计算机技术与发展,2007,17(7):114-116.
- [3] 徐精明,曹先彬,王煦法.多态蚁群算法[J].中国科学技术大学学报,2005,35(1):59-65.
- [4] 徐精明,曹先彬,王煦法.蚁群算法求解问题时易产生的误区及对策[J].计算机工程,2004,30(16):25-27.
- [5] 詹士昌,徐婕,吴俊.蚁群算法中有关算法参数的最优选择[J].科技通报,2003,19(5):381-386.
- [6] 叶志伟,郑肇葆.蚁群算法参数  $\alpha, \beta, \rho$  设置的研究——以 TSP 为例[J].武汉大学学报,2004,29(7):597-601.
- [7] 段海滨.蚁群算法原理及其应用[M].北京:科学出版社,2005:100-160.
- [8] 孔锐睿,仇汝臣,周田惠.单纯形的加速算法[J].南京理工大学学报,2003,27(2):38-41.

(上接第 84 页)

ing,1986(1):81-106.

- [4] Noy N F. Semantic Integration: A Survey of Ontology - based Approaches[J]. SIGMOD Record, 2004, 33(4):65-70.
- [5] 班瑞.基于语义 web 的机器学习算法研究与应用[D].南京:南京理工大学,2006.
- [6] Ding Y, Foo S. Ontology Research and Development, Part 2 -

A Review of ontology Mapping and Evolving[J]. Journal of Information Science, 2002, 28(5):375-388.

- [7] 欧灵,张玉芳,吴中福,等.基于机器学习的本体概念相似性研究[J].计算机科学,2006(11):188-191.
- [8] 李选如,何洁月.语义集成:本体映射方法研究[J].计算机技术与发展,2007,17(2):56-58.