

# 具有路径平滑和信息动态更新的蚁群算法

甘荣伟<sup>1</sup> 郭清顺<sup>2</sup> 常会友<sup>1</sup> 衣杨<sup>1</sup>

(中山大学信息科学与技术学院 广州 510275)<sup>1</sup> (中山大学信息与网络中心 广州 510275)<sup>2</sup>

**摘要** 蚁群算法具有很强的寻优能力,但仍存在搜索时间过长、易于停滞等问题。针对这些不足,提出了一种具有路径平滑和信息动态更新的蚁群算法。新算法引入了路径平滑概念,加强了对蚁群前期搜索的引导,扩大了蚁群后期搜索空间;同时,通过动态调节信息素挥发因子,使得路径间信息素浓度差异不会增长过快,有效地避免了算法陷入局部解。实验结果表明,具有路径平滑和信息动态更新的蚁群算法明显优于基本蚁群算法。

**关键词** 蚁群算法,路径平滑,信息动态更新

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A

## Ant Colony Optimization Algorithm with Path Smoothing and Dynamic Pheromone Updating

GAN Rong-wei<sup>1</sup> GUO Qing-shun<sup>2</sup> CHANG Hui-you<sup>1</sup> YI Yang<sup>1</sup>

(School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)<sup>1</sup>

(Information and Network Center, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Ant colony optimization is a new heuristic algorithm which has been proven a successful technique for combinatorial optimization problems, but it still has some shortcomings such as stagnation behavior, needing much time and premature convergence. A new algorithm based on path smoothing and dynamic pheromone updating was proposed for overcoming those shortcomings. By path smoothing, in the early convergence phase, ants will search towards the path with shorter distance; ants will more construct pheromone in the later convergence phase. By dynamic pheromone updating, algorithm can avoid being trapped into local optimum. The experimental results show that the algorithm presented in this paper has more effective than classical ant colony algorithm.

**Keywords** Ant colony optimization, Path smoothing, Dynamic pheromone updating

蚁群算法(Ant Colony Algorithm)是由意大利学者 M. Dorigo 等<sup>[1-3]</sup>通过模拟自然界蚂蚁集体协作寻找食物的行为而提出的一种新的启发式算法。他们利用蚁群搜索食物的过程与组合优化问题的相似性,将其应用于旅行商问题(TSP)、分配问题、Job-shop 调度问题的求解上,取得了较好的实验结果,显示了算法在求解复杂优化问题方面的优越性。受其影响,蚁群算法引起了大量学者的关注,并不断应用于实际问题的求解<sup>[4,5]</sup>。

近年来研究结果表明,蚁群算法具有很强的寻优能力,及分布式计算、易于与其他方法相结合、鲁棒性强等优点,但同时也存在搜索时间过长、易于停滞的问题<sup>[6]</sup>。针对基本蚁群算法的不足,许多学者提出了改进型蚁群算法,如吴斌等<sup>[7]</sup>提出的分段求解算法,通过两只蚂蚁的协作来完成对路径的搜索;朱庆保等<sup>[6]</sup>提出的基于变异和动态信息素更新的蚁群优化算法,采用基于最近邻居选择、动态信息素更新和变异策略的方法加速收敛等。这些改进方法虽然取得了一定效果,但是对于如何克服前期搜索的无序性、避免陷入局部解等仍考虑不足。本文在分析导致算法前期搜索时间长、容易陷

入局部解的因素后,提出了具有路径平滑和信息动态更新的蚁群算法(Ant Colony Optimization Algorithm with Path Smoothing and Dynamic Pheromone Updating, SDACO)。算法通过引入路径平滑、修改信息素更新的方式引导蚁群搜索,加速了蚁群搜索的速度,有效避免了陷入局部解。实验结果表明,本文提出的算法能取得较好的效果。

本文首先介绍蚁群算法的基本原理;接着分析基本蚁群算法的不足;然后介绍具有路径平滑和信息动态更新的蚁群算法的模型及其实现;最后通过实验验证算法的有效性。

## 1 基本蚁群算法

人们受到真实世界中蚂蚁群体行为的启示而提出了一种启发式算法——蚁群算法,算法通过个体之间的信息交流与相互协作,最终得到问题的解。蚁群算法通常用于求解复杂的组合优化问题,这里以平面上  $m$  个城市的 TSP 问题为例来说明基本蚁群算法模型。

设  $n$  是蚁群中蚂蚁的数量,  $d_{ij}$  ( $i, j = 1, 2, \dots, m$ ) 表示城市  $i$  和城市  $j$  之间的距离,  $b_i(t)$  表示  $t$  时刻位于城市  $i$  的蚂蚁

到稿日期:2009-02-20 返修日期:2009-05-02 本文受国家自然科学基金(60573159)资助。

甘荣伟(1982-),男,博士研究生,主要研究方向为蚁群算法、电子商务环境下组合拍卖等,E-mail: ganrongwei@tom.com;郭清顺(1959-),男,博士,研究员,主要研究方向为企业信息化等;常会友(1962-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为ERP、敏捷供应链、 workflow等;衣杨(1967-),女,博士,副教授,主要研究方向为复杂系统建模与优化、智能优化与软计算、模糊优化等。

的个数,有:

$$m = \sum_{i=1}^n b_i(t) \quad (1)$$

$\tau_{ij}(t)$ 表示 $t$ 时刻在城市 $i$ 与城市 $j$ 连线上信息素的浓度,初始时刻,各条路径上信息素的浓度相同, $\tau_{ij}(0)=C$ ( $C$ 为常数)。蚂蚁 $k(k=1,2,\dots,n)$ 在运动过程中,根据各条路径上的信息素的浓度决定转移方向, $p_{ij}^k(t)$ 表示在 $t$ 时刻蚂蚁 $k$ 从城市 $i$ 转移到城市 $j$ 的概率,其计算公式如下:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^k(t) \eta_{ij}^k(t)}{\sum_{k \notin tabu_k} \tau_{ik}^k(t) \eta_{ik}^k(t)}, & j \notin tabu_k \\ 0, & j \in tabu_k \end{cases} \quad (2)$$

其中, $tabu_k(k=1,2,\dots,n)$ 表示蚂蚁 $k$ 已经过的城市集合, $\eta_{ij}$ 为先验知识或称为能见度,表示城市 $i$ 转移到城市 $j$ 的启发信息,其值取两城市之间距离的倒数, $\eta_{ij}=1/d_{ij}$ ; $\alpha$ 为路径信息素重要程度; $\beta$ 为启发信息重要程度。

随着时间的推移,留在各条路径上的信息素将逐渐消失,蚂蚁走完所有的城市,完成一次循环,要根据下面的公式对各路径上的信息量做调整:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho * \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}, \rho \in (0,1) \quad (3)$$

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

其中, $\rho$ 表示信息量 $\tau_{ij}(t)$ 随着时间的推移而衰减的程度; $\Delta\tau_{ij}$ 表示蚂蚁 $k$ 在本次循环中留在路径 $d_{ij}$ 上的信息量; $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示本次循环中所有蚂蚁在路径 $d_{ij}$ 上所释放信息量的和。

M. Dorigo 曾给出了3种不同的蚁群算法模型: ant-cycle system, ant-quantity system, ant-density system<sup>[7]</sup>。这3种模型的差别在于信息素的更新方式,前者采用整体更新方式,后者采用局部更新方式。

Ant-cycle system 模型:

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁经过城市 } i, j \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (5)$$

算法中的参数 $\alpha, \beta, Q, \rho$ 一般都采用实验的方法确定。根据算法的复杂度分析理论可知,该算法的复杂度为 $O(nc \cdot m^3)$ ,其中 $nc$ 表示循环次数, $m$ 表示城市的个数。

## 2 具有路径平滑和信息动态更新的蚁群算法

### 2.1 路径平滑

路径平滑的基本思想是在一个参数空间里,通过改变路径目标函数的形状,使原组合优化问题 $(s, f)$ 转化成一系列更简单的并且搜索空间更平滑的优化问题 $(s_1, f_1), (s_2, f_2), \dots, (s_\alpha, f_\alpha)$ 。其中, $\alpha$ 表示对原问题的简化, $\alpha=1$ 表示没有平滑转换, $\alpha>1$ 表示进行了平滑转换,当 $\alpha \gg 1$ 时问题 $(s_\alpha, f_\alpha)$ 的搜索空间非常平滑,局部极小值点很少,很容易寻找最优解<sup>[9]</sup>,其形式化表示如下:

$$d_{ij}(\alpha) = \begin{cases} \bar{d} + (d_{ij} - \bar{d})^\alpha, & d_{ij} \geq \bar{d} \\ \bar{d} - (\bar{d} - d_{ij})^\alpha, & d_{ij} < \bar{d} \end{cases} \quad (6)$$

$$\bar{d} = \frac{1}{n * (n-1)} * \sum_{i \neq j} d_{ij} \quad (7)$$

其中, $\bar{d}$ 表示所有城市间的平均距离, $d_{ij}$ 均转换成 $(0,1)$ 之间的数。

由于搜索初期各路径上的信息素相差不大,导致了基本蚁群算法搜索的无序性,因此在算法搜索初期应加大路径之

间的差异,使得搜索过程朝着选择长度较短的路径进行。随着搜索过程的不断进行,各条路径上的信息素差异较明显时,增大路径平滑参数的取值,减小路径长度差异对蚁群选择的影响,使蚁群搜索更多在信息素的引导下完成。同时,为保证算法搜索过程朝着较优解的方向进行,对大于平均长度的路径不进行平滑计算,保持路径差异,降低算法陷入局部最优解的可能性。修改后的平滑表示公式如下:

$$\eta_{ij}(\alpha) = \begin{cases} \bar{\eta} + (1/d_{ij} - \bar{\eta})^\alpha, & 1/d_{ij} \geq \bar{\eta} \\ \eta_{ij}, & 1/d_{ij} < \bar{\eta} \end{cases} \quad (8)$$

$$\bar{\eta} = \frac{m}{Best\_tour} * C \quad (9)$$

$$\alpha = A * \sin(B * (1 - \rho^{item})) \quad (10)$$

其中, $m$ 表示求解问题的城市数目, $Best\_tour$ 表示求解问题的最优解, $item$ 表示算法当前循环执行的次数, $A, B, C$ 表示调整系数。当 $0 < \alpha < 1$ 时,由于 $\eta_{ij}=1/d_{ij}$ 且 $\eta_{ij} \in (0,1)$ ,调节后的 $\eta_{ij}(\alpha) > \eta_{ij}$ ,即路径长度小于平均值的路径引导作用被加强;当 $\alpha=1$ 时没有进行平滑转换;当 $\alpha>1$ 时,调节后的 $\eta_{ij}(\alpha) < \eta_{ij}$ ,路径长度小于平均值的路径引导作用被削弱;当 $\alpha \gg 1$ 时,路径之间的差异达到最小,搜索空间平滑,蚁群搜索的选择范围增大。

### 2.2 信息动态更新

本文针对基本蚁群算法信息更新方式的不足,对信息更新方式进行了适当的修改。

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho_{ij}(\mu) * \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (11)$$

$$\rho_{ij}(\mu) = \begin{cases} 0, & \tau_{ij} = 0 \\ \rho * \left(\frac{\tau_{i,\min}}{\tau_{ij}}\right)^D, & \tau_{ij} > 0 \end{cases}, D \in (0,1) \quad (12)$$

其中, $\tau_{i,\min}$ 表示从城市 $i$ 出发的所有可选路径上的最小信息素浓度, $D$ 表示调整系数。新的信息更新方式保证了 $\rho_{ij}(\mu) \in (0,1)$ 随着 $\tau_{ij}$ 的减小而逐渐减小,即信息素浓度越大的路径,信息挥发系数越大;信息素浓度越小的路径,信息挥发系数越小,从而减缓了路径间的信息素浓度更新差异速度,有效避免了算法陷入局部解。

### 2.3 具有路径平滑和信息动态更新的蚁群算法流程

具有路径平滑和信息动态更新的蚁群算法流程描述如下:

Step1 初始化算法参数:路径重要程度 $\alpha$ 、信息重要程度 $\beta$ 、蚂蚁携带的信息量大小 $Q$ 、信息挥发系数 $\rho$ 、路径调节参数 $R$ 、信息挥发系数调节参数 $D$ 、搜索蚁群总数 $n$ 、算法的最大迭代次数 $\max\_Item$ ;

Step2 初始化各条路径的信息素浓度,信息浓度赋予初值 $initInfo$ ;计算求解问题的平均先验知识 $\bar{\eta}$ ;

Step3 将 $n$ 只蚂蚁随机放到 $m$ 个城市节点上,并为每只蚂蚁 $k$ 设置搜索禁忌表 $tabu_k$ ;设置迭代次数 $NC=0$ ;

Step4 按照路径平滑式(8)计算各条路径转化后的先验知识 $\eta_{ij}$ ;

Step5 按照式(2)计算每只蚂蚁 $k$ 下一步选择移动的城市,并将选中的城市加入禁忌表 $tabu_k$ ;

Step6 当所有的蚂蚁完成一次周游后,计算每只蚂蚁一次周游的路径长度 $L_k$ ;从中找出本次迭代过程中的最优路径 $L_{k,\min}$ ,并存储 $L_{k,\min}$ 包含的城市路径;

Step7 按照式(11)更新各条路径上的信息素,为减少信

息更新时间,提高算法效率,只更新迭代过程中的最优路径  $L_{k\_min}$ ;

Step8 判断此次搜索的最优路径  $L_{k\_min}$  是否优于全局搜索的最优解  $L_{best}$ , 优于全局最优解则对  $L_{best}$  进行更新, 同时更新最优路径表;

Step9 设置计数器  $NC=NC+1$ ; 当  $NC < \max\_Item$  时转向 Step3; 否则转向 Step10;

Step10 输出最优解, 退出。

### 3 实验结果与分析

为了验证算法的性能, 本文采用 TSPLIB (<http://www.iwr.uni-heidelberg.de/groups/comopt/software/TSPLIB95/>) 提供的标准问题集中的部分范例进行实现。实验结果表明, 具有路径平滑和信息动态更新的蚁群算法取得了较好的效果。

#### 3.1 与基本算法的比较

以 TSP oliver30 为例将本文算法与基本蚁群算法进行比较来说明算法的求解效率。表 1 给出了基本蚁群算法在各种参数设置下的求解结果, 实验结果取自文献[8]; 表 2 给出了本文算法求出的最优解和相应的平均路径长度, 算法平均迭代次数是取 20 次实验的结果平均计算得到的。从表 1 和表 2 的对比可知, 基本蚁群算法在收敛速度和寻找到的最优解上都不如本文提出的算法。

表 1 基本蚁群算法实验结果<sup>[8]</sup>

$\alpha$	$\beta$	$\rho$	最短路径长度	蚁群算法平均迭代次数
2	2	0.5	424.8	350
2	2	0.9	427.0	344
1	2	0.5	423.7	342
5	2	0.9	430.5	338
5	2	0.5	445.0	347

表 2 本文算法的实验结果

$\alpha$	$\beta$	$\rho$	最短路径长度	平均路径长度	蚁群算法平均迭代次数
1	2	0.8	423.740563	425.2150472	33
1	2	0.9	423.740563	424.1974862	67
1	3	0.9	423.740563	424.2332117	66
1	3	0.8	423.740563	425.0559847	35
2	3	0.95	423.740563	426.078342	125
2	3	0.85	424.691775	428.8461836	40

图 1 中给出了本文算法和基本蚁群算法在一次搜索过程中收敛性的对比分析。其中, 横坐标表示蚁群算法搜索迭代次数, 纵坐标表示搜索解的路径长度。本文算法在蚁群搜索到 51 代时找到最优解 423.740563。实验过程中相关参数的设置为  $\alpha=1; \beta=2; \rho=0.9; A=2; B=\frac{\pi}{2}; C=3; D=0.1; Q=100; \tau_0=2$ 。

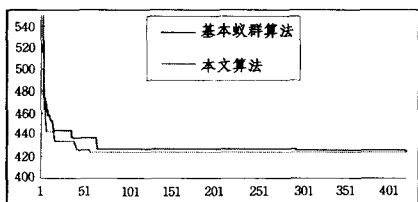


图 1 算法收敛性比较

#### 3.2 与其他算法的比较

为进一步验证算法的有效性, 本文算法运行了 TSP Berlin52, Pr107, D198 实例, 并将获得的最优解与文献[6]中提供

的结果进行了比较, 详细结果如表 3 所列。

表 3 不同算法的实验结果

TSP 实例	TSP 网站提供的解	NDMACO 算法最优解	ACS 最优解	本文算法最优解
Berlin52	7542	7542	7558	7542
Pr107	44303	44283	44385	44303
D198	15780	15796	16183	15786

从表 3 中可以看出, 算法取得了较优的解。尽管在 TSP Pr107 实例上获得的最优解不如文献[6]中提供的最优解, 但与 TSP 上提供的解相一致, 在 TSP D198 实例上获得的解优于 ACS 算法提供的最优解。

图 2 和图 3 分别给出了 TSP Pr107, D198 最优解曲线图。

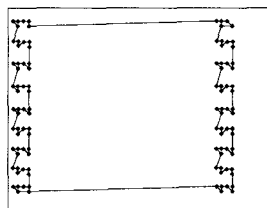


图 2 Pr107 最优解

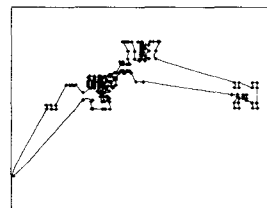


图 3 D198 最优解

**结束语** 本文针对基本蚁群算法的不足, 提出了具有路径平滑和信息动态更新的蚁群算法, 并将改进后的算法与基本蚁群算法以变异和动态信息素更新的蚁群优化算法求解结果进行对比分析。从实验结果可知, 本文提出的 SDACO 算法在收敛速度和获得的最优解上都比基本蚁群算法有很大的提高。但算法中引入了 4 个新的调节参数, 新参数的设定同样采用实验方法确定。如何确定各个新引入参数之间的关系, 如何从理论上证明算法的有效性, 是下一步研究的主要工作。

### 参考文献

- [1] Colomni A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies[C]//Proc 1st European Conf Artificial Life. Pans, France; Elsevier, 1991; 134-142
- [2] Colomni A, Dorigo M, Maniezzo V. An investigation of some properties of an ant algorithm[C]// Proc PPSN' 92. London, 1992; 509-520
- [3] Colomni A, Dorigo M, Maniezzo V, et al. Ant system for job-shop scheduling[J]. Belgian Journal of Operations Research and Statistical Computing Science, 1994, 34(1): 39-53
- [4] Dorigo M, Stutzle T. Ant Colony Optimization[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 2004
- [5] Dorigo M. Special section on ant colony optimization[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2002, 6(4): 317-319
- [6] 朱庆保, 杨志军. 基于变异和动态信息素更新的蚁群优化算法[J]. 软件学报, 2004
- [7] Dorigo M, Maniezzo V, Colomni A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Trans on SMC, 1996, 26(1): 28-41
- [8] 吴庆洪, 张纪会, 徐心和. 具有变异特征的蚁群算法[J]. 计算机研究与发展, 1999
- [9] 陈峻, 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
- [10] Gu Jun, Huang Xiao fei. Efficient Local Search with Search Space Smoothing: A Case Study of the Traveling Salesman Problem(TSP)[J]. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 1994, 24(5): 728-735