

## 一种自适应蚁群算法及其仿真研究

王 颖, 谢剑英

(上海交通大学自动化研究所, 上海 200030)



**摘 要:** 蚁群算法是一种新型的进化算法, 蚁群算法与其它进化算法同样存在易于限于局部最小点等缺陷。本文提出一种自适应的蚁群算法以克服上述缺陷。通过自适应地改变算法的挥发度等系数, 本文中的算法可以在保证收敛速度的条件下提高解的全局性, 通过对 TSP 问题的仿真证明本文中的算法相对与原始的蚁群算法收敛速度和解的性能都有一定的提高。

**关键词:** 蚁群算法; 进化算法; TSP

**中图分类号:** TP18

**文献标识码:** A

## An Adaptive Ant Colony Optimization Algorithm and Simulation

WANG Ying, XIE Jian-ying

(Institute of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract:** Ant Colony Optimization (ACO) algorithm is a new optimization algorithm, and has the limitation of stagnation. In this paper, the performance of ACO is improved by the adaptive variation of the parameter in the algorithm. The simulations for TSP problem show that the improved algorithm can find better paths at higher convergence speed.

**Keywords:** ant colony optimization; evolutionary algorithm; TSP

## 1 蚁群算法简介

蚁群算法(ACO)是一种随机搜索算法, 与其它模拟进化算法一样, 通过由候选解组成的群体的进化过程来寻求最优解。它是在对自然界中真实蚁群的集体行为的研究基础上, 由意大利学者 Dorigo M 等<sup>[1-2]</sup>首先提出的。

像蚂蚁这类群居昆虫, 虽然没有视觉, 却能找到由蚁巢到食物源的最短路径。仿生学家经过大量细致观察研究发现, 蚂蚁个体之间通过一种称之为外激素(pheromone)的物质进行信息传递, 蚂蚁在运动过程中, 能够在它所经过的路径上留下该物质, 而且蚂蚁在运动过程中能够感知这种物质的存在及其强度, 并以此指导自己的运动方向, 蚂蚁倾向于朝着该物质强度高的方向移动。因此, 由大量蚂蚁组成的蚁群的集体行为便表现出一种信息正反馈现象: 某一路径上走过的蚂蚁越多, 则后来者选择该路径的概率就越大。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。

蚁群算法模拟真实蚁群的协作过程, 算法由许多蚂蚁共同完成, 每只蚂蚁在候选解的空间中独立地搜索解, 并在所寻得的解上留下一定的信息量。解的性能越好蚂蚁留在其上的信息量越大, 信息量越大的解被选择的可能性也越大。在算法的最初阶段所有解上的信息量是相同的, 随着算法的推进较优解上的信息量增加, 算法渐渐收敛。蚁群算法最初

被成功地用于解决 TSP 问题, 随着对该算法的研究深入, 蚁群算法也被用于解决调度问题等。在通信网络中, 蚁群算法被用于解决容量平衡问题<sup>[3]</sup>。

## 2 基本蚁群系统模型

我们以求解平面上  $n$  个城市的 TSP 问题 ( $0, 1, \dots, n-1$  表示城市序号) 为例说明蚁群系统模型。  $n$  个城市的 TSP 问题就是寻找通过  $n$  个城市各一次且最后回到出发点的最短路径。对于其它问题, 可以对此模型稍作修改便可应用, 虽然它们从形式上看略有不同, 但基本原理是相同的, 都是通过模拟蚁群行为达到优化目的。为模拟实际蚂蚁的行为, 首先引进如下记号: 设  $m$  是蚁群中蚂蚁的数量,  $d_{ij}$  ( $i, j=1, 2, \dots, n$ ) 表示城市  $i$  和城市  $j$  之间的距离,  $\tau_{ij}(t)$  表示  $t$  时刻在  $ij$  连线上残留的信息量。初始时刻, 各条路径上信息量相等, 设  $\tau_{ij}(0)=C$  ( $C$  为常数)。蚂蚁  $k$  ( $k=1, 2, \dots, m$ ) 在运动过程中, 根据各条路径上的信息量决定转移方向,  $p_{ij}^k$  表示在  $t$  时刻蚂蚁  $k$  由位置  $i$  转移到位置  $j$  的概率,

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^a(t) \eta_{ij}^b(t)}{\sum_{j \in \text{allowed}_k} \tau_{ij}^a(t) \eta_{ij}^b(t)} & j \in \text{allowed}_k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $\text{allowed}_k = (0, 1, \dots, n-1) - \text{tabu}_k$  为蚂蚁  $k$  下一步允许选择的城市。与实际蚁群不同, 人工蚁群系统具有记忆功能,  $\text{tabu}_k$  ( $k=1, 2, \dots, m$ ) 用以记录蚂蚁  $k$  以前所走过的城市, 集合  $\text{tabu}_k$  随着进化过程作动态调整。随着时间的推移, 以前

收稿日期: 2000-10-08

修回日期: 2001-03-19

作者简介: 王 颖(1973-), 女, 博士, 研究方向为多媒体网络中的 QoS 路由及资源预留。

留下的信息逐渐消逝,用参数  $1-\rho$  表示信息挥发程度,经过  $n$  个时刻,蚂蚁完成一次循环,各路径上信息量要根据下式作调整,

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

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (2)$$

$\tau_{ij}^k$  表示第  $k$  只蚂蚁在本次循环中留在路径上的信息量,  
 $\Delta\tau_{ij}$  表示本次循环中路径  $ij$  上的信息量的增量。

Dorigo M 曾给出 3 种不同模型,分别称之为 ant cycle system, ant quantity system, ant density system<sup>[1]</sup>。它们的差别在于表达式  $\Delta\tau_{ij}$  的不同。

在 ant cycle system 模型中,

$$\Delta\tau_{ij} = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{if the } k\text{th ant uses edge } (i,j) \\ & \text{in its tour between } t \text{ and } t+1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

在 ant density system 和 ant quantity system,  $\nabla\tau_{ij}$  分别为:

$$\Delta\tau_{ij} = \begin{cases} \frac{Q}{d_{ij}} & \text{if the } k\text{th ant uses edge } (i,j) \\ & \text{in its tour between } t \text{ and } t+1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \begin{cases} Q & \text{if the } k\text{th ant uses edge } (i,j) \\ & \text{in its tour between } t \text{ and } t+1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

它们的区别在于后两种模型中利用的是局部信息,而前者利用的是整体信息,在求解 TSP 问题时 ant cycle system 性能较好。因而我们采用它作为基本模型。基本蚁群算法中参数  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $Q$ ,  $\rho$ , 可以用实验方法确定其最优组合。停止条件可以用固定进化代数或者当进化趋势不明显时便停止计算。由算法复杂度分析理论可知,该算法复杂度为  $O(nc \cdot n^3)$ , 其中,  $nc$  表示循环次数。以上是针对求解 TSP 问题说明蚁群模型的,对该模型稍作修正,便可以应用于其它问题。

### 3 算法的改进

蚁群算法与遗传算法等模拟进化算法一样也存在着收敛速度慢、易于陷于局部最小值等缺陷。

为了提高蚁群算法的全局搜索能力,提高其搜索速度,我们将蚁群算法作以下改进:

1. 保留最优解。在每次循环结束,求出最优解,将其保留。
2. 当问题规模比较大时,由于信息量的挥发系数  $\rho$  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  $\rho$  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  $\rho$  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;因此在本文中,我们将自适应的改变  $\rho$  的值。 $\rho$  的初始值  $\rho(t_0) = 1$ ;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

$$\rho(t) = \begin{cases} 0.95\rho(t-1) & \text{if } 0.95\rho(t-1) \geq \rho_{\min} \\ \rho_{\min} & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

$\rho_{\min}$  为  $\rho$  的最小值,可以防止  $\rho$  过小降低算法的收敛速度。算法的具体步骤如下:

Begin

初始化

$\eta_{ik} := d_{ik}; t := 0; NC := 1; \tau_{ik} := 0; \Delta\tau_{ik} := 0;$

while(not termination condition);

{ for (ak=1; ak<m; ak++)

{将  $m$  个蚂蚁随机放置于初始城市上}

for (i=1; i<n; i++)

{ for (ak=1; ak<m-1; ak++)

{蚂蚁  $ak$  以概率  $p_{ij}^k$  选择下一城市}}

求出最佳结果

将最佳结果赋予蚂蚁  $m$

if 最佳解 ==  $N$  个循环以前的最佳解

{根据公式 (6) 更新  $\rho$ }

更新  $\Delta\tau_{ik}$ :

更新  $\tau_{ik}$

$\Delta\tau_{ik} = 0$

$NC = NC + 1;$

输出最佳结果

end

### 4 仿真结果

在蚂蚁系统中需要设定的参数有  $\alpha$ ,  $\beta$ , 以及蚂蚁的数目等。

$\alpha$  的大小表明每个路由上的信息量的受重视程度,其值越大,蚂蚁选择以前选过的路由的可能性越大,  $\alpha$  值过大会使搜索过早陷于局部最小点。 $\beta$  的大小表明启发式信息的受重视程度。

蚂蚁数目越多,算法的全局搜索能力越强。但蚂蚁数目增大,将使算法的收敛速度减慢。而且在相同的蚂蚁数目下,随问题规模的增加,算法的全局搜索能力降低。蚂蚁的数目我们取与网络节点数相同。

表 1 和表 2 中为本文的仿真结果,仿真是针对 Oliver 30 问题进行的。表中最短路径长度为蚁群算法求得的最优路径长度,进化表中仿真结果为 20 次运行的平均结果。

表 1 本文算法在不同参数下的实验结果

$\alpha$	$\beta$	$\rho_{\min}$	最短路径长度	进化代数
1	4	0.001	310.8758	162
1	4	0.5	322.5945	147
1	4	0.1	308.1685	150
2	2	0.001	271.1854	152
2	2	0.5	303.8851	143
4	1	0.1	287.8268	119
4	1	0.001	267.7795	168
4	1	0.1	290.4864	137

表 2 基本蚁群算法在不同参数下的实验结果

$\alpha$	$\beta$	$\rho$	最短路径长度	进化代数
1	4	0.5	395.2774	327
1	4	0.9	398.7039	341
2	2	0.5	390.5832	339
2	2	0.9	394.2361	308
4	1	0.5	316.6900	345
4	1	0.9	317.0540	322

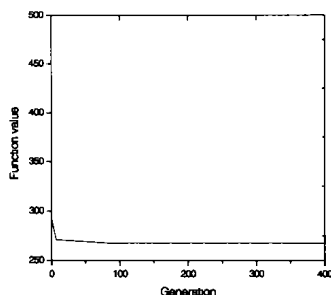


图 1 本文算法最好解的进化曲线

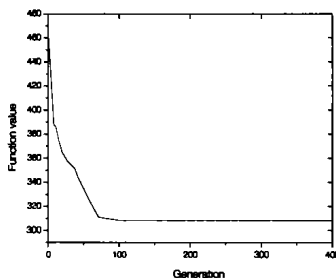


图 2 本文算法最坏解的进化曲线图

由表中结果可以看出,改进的蚁群算法在不同参数下所

得到的最坏结果小于基本蚁群算法的最优结果。而其所需进化代数也由基本蚁群算法的 300 代以上缩短为 200 代以内。

## 5 结论

由仿真结果可以看出,本文算法解的全局性与收敛速度都有所提高,是一种有效的改进算法。

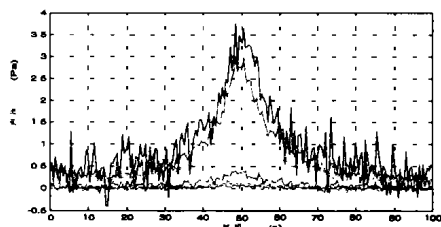
蚁群算法是一种新型的进化算法,蚁群算法与其它进化算法同样存在收敛速度慢、易于限于局部最小点等缺陷。本文提出一种自适应的蚁群算法以克服上述缺陷。通过自适应地改变算法的挥发度等系数,本文中的算法可以在保证收敛速度的条件下提高解的全局性,通过对 TSP 问题的仿真证明本文中的算法相对与原始的蚁群算法收敛速度和解的性能都有一定的提高。

蚁群算法的研究刚刚起步,有许多问题有待解决,关于蚁群算法的数学分析,以及怎样利用蚁群算法更有效地解决其他领域的问题等将是我们进一步研究的内容。

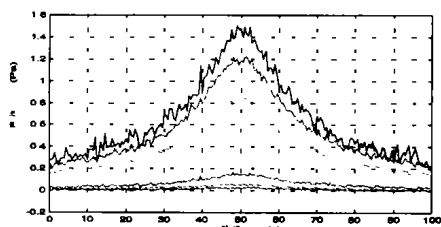
## 参考文献:

- [1] Dorigo M, Maniezzo Vittorio, Colomi Alberto. The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics--Part B, 1996, 26(1): 1-13.
- [2] Dorigo M, Gambardella L M. Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, 1(1): 53-66.
- [3] Schoonderwoerd R, Holland O, Bruten J, Rothkrantz L. Ant-based Load Balancing in Telecommunications Networks [J]. Adaptive Behavior, 1997, 5(2): 169-207.

(上接第 26 页)



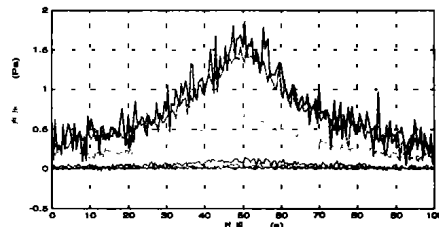
(a) 横距 20 m, 深度 20 m, 信噪比 20 dB



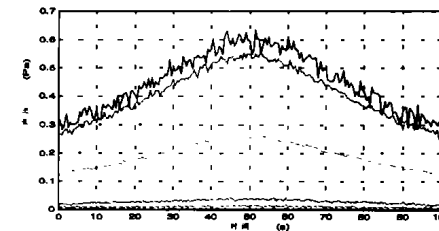
(b) 横距 60 m, 深度 30 m, 信噪比 30 dB

图 4 1 类目标六个频段的通过特性仿真曲线

征和大量仿真样本。



(a) 横距 30 m, 深度 30 m, 信噪比 20 dB



(b) 横距 90 m, 深度 70 m, 信噪比 30 dB

图 5 2 类目标六个频段通过特性仿真曲线

## 4 结论

本文对实测舰船噪声数据的频谱特性进行了计算和分析,给出了一种提取目标特征的方法。建立了目标通过特性的数学模型,并对两类目标在不同横距和不同深度的通过特性进行了仿真。研究结果可为舰船声信号识别提供实用的特

## 参考文献:

- [1] 乌里克 R J. 工程水声原理 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1972.
- [2] 关定华. 海洋中的声音 [M]. 湖南: 湖南教育出版社, 1994.
- [3] 胡广书. 数字信号处理——理论、算法与实现 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1997.
- [1] Tufts D W. A Perspective on the History of Underwater Acoustic Signal Processing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, July 1998, 15(4).