

# 基于遗传蚁群算法的 QoS 路由算法研究

尹向东<sup>1,2</sup>

YI Xiang-dong<sup>1,2</sup>

1.湖南科技学院 计算机与信息科学系,湖南 永州 425006

2.中南大学 信息科学与工程学院,长沙 410083

1.Dept. of Computer Science, Hunan University of Science and Engineering, Yongzhou, Hunan 425006, China

2.College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China

YI Xiang-dong. Study on QoS routing algorithm based on genetic algorithm ant colony algorithm. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(17): 113-115.

**Abstract:** This article puts forward a new hybrid algorithm GAAC for solving QoS routing problem. Firstly, it adopts genetic algorithm to give information pheromone to distribute. Secondly, it makes use of the ant colony algorithm to give the precision of the solution. The algorithm develops enough advantage of the two algorithms. Simulation results show the algorithm has a better performance than the only genetic algorithm and ant colony algorithm, especially using in the QoS routing choose of dynamic networks.

**Key words:** ant colony algorithm; genetic algorithm; quality of service (QoS); genetic algorithm ant colony algorithm

**摘要:** 利用遗传算法的快速全局搜索能力和蚁群算法的正反馈收敛机制,引入遗传蚁群算法(Genetic Algorithm Ant Colony algorithm)GAAC 来解决 QoS 路由问题。算法设计的基本思想是首先由遗传算法产生较优解,较优的路径留下信息素,其他路径不改变,然后在有一定初始信息素分布的情况下,用蚁群算法求精解。仿真表明算法比单一采用遗传算法和蚁群算法进行路由选择具有更好的性能,且更适用于动态网络环境下的 QoS 路由选择。

**关键词:** 蚁群算法;遗传算法;服务质量(QoS);遗传蚁群算法

**DOI:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.17.034 **文章编号:** 1002-8331(2009)17-0113-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

## 1 引言

随着网络的发展,多媒体应用的种类和数量的增加,网上电子商务活动的开展,对服务质量(Quality of Service, QoS)提出了更高的要求,如何满足 QoS 的需求已成为 Internet 相关技术的研究热点。IETF 已经提出了多种服务模型和机制来满足各种 QoS 的需求, QoS 路由是网络多媒体信息传输的关键之一,在这方面已有不少的研究成果<sup>[1-3]</sup>。

实时应用往往会对延时、延时抖动、带宽、丢失率、业务代价等多个参数同时提出性能要求。这些参数相互独立时,选择满足多个参数限制的路由就成为 NP 完全问题。蚁群算法(AC)是一个增强型学习系统,具有分布式的计算特性,也具有很强的鲁棒性,但仍存在一些问题,如它的搜索时间较长,容易出现停滞现象,以及不能对解空间进行全面的搜索,而且在参数选择上缺乏理论的支持等<sup>[4-7]</sup>。遗传算法(GA)是一种模拟自然界中生物遗传机制的随机搜索算法<sup>[8-9]</sup>,该算法在搜索过程中不易陷入局部最优,即使在所定义的适应度函数非连续、不规则和伴有噪声的情况下,也能以极大的概率找到全局最优解,并易于与其他算法相结合,形成性能更好的问题求解方法。

针对蚁群算法存在的问题,结合遗传算法的优越性,提出了一种遗传-蚁群算法(GAAC),利用遗传算法求解组合优化

问题的能力来确定蚁群算法中的多个参数的最优组合,并将蚁群-遗传融合算法应用到 QoS 路由问题之中。

## 2 遗传算法和蚁群算法的融合

遗传算法具有快速随机的全局搜索能力,但对于系统中的反馈信息利用却无能为力,当求解到一定范围时往往做大量的冗余迭代,使得求精效率降低。蚁群算法是通过信息素的累积和更新收敛于最优路径上,具有分布式并行全局搜索能力,但初期信息素匮乏,求解速度慢。

采用遗传算法与蚁群算法融合的基本思想就是在最佳点之前利用遗传算法生成初始信息素分布,在最佳点之后采用蚁群算法求取最优解。虽然这两种优化算法之间具有较为明显的区别,但它们仍然有许多共同的地方,这两者都是对于一个解的群体进行操作,并且它们都是一种迭代寻优的过程。这为融合两种算法提供了基础。基于以上的分析,提出一种遗传蚁群算法(GAAC),用于解决 QoS 路由问题。

### 2.1 GAAC 算法的设计思想

GAAC 算法的基本思想是汲取两种算法的优点,克服各自的缺陷,优势互补。在时间效率上优于蚂蚁算法,在求精效率上优于遗传算法,是时间效率和求精效率都比较好的一种新的

基金项目:湖南省教育厅科学研究项目(No.05C739)。

作者简介:尹向东(1976-),讲师,在读硕士研究生,主要研究方向为 Web 服务,网络安全。

收稿日期:2008-04-11 修回日期:2008-07-07

启发式方法。其基本思路是算法前过程采用遗传算法,充分利用遗传算法的快速性、随机性、全局收敛性,其结果是产生有关问题的初始信息素分布。算法后过程采用蚂蚁算法,在有一定初始信息素分布的情况下,充分利用蚂蚁算法并行性、正反馈性、求精解效率高等特点。

这样结合既能发挥遗传算法与蚁群算法在寻优搜索中各自的优势,又能克服遗传算法在搜索到一定阶段时最优解搜索效率低以及蚁群算法初始信息素匮乏的问题。

## 2.2 GAAC 中的遗传算法规则

### (1) 遗传编码

根据网络路由的特点和遗传算法的编码原则,采用节点序列编码,即对于一条给定的路径,以该路径经过的物理节点标识序列作为该路径的编码值。

### (2) 适应度函数

个体通过适应度值来评价,种群中个体都需要计算其适应度值。适应度函数可简单地等价于蚁群算法过程中的目标函数。适应度函数采用罚函数的形式:

$$f_p(s, d) = \frac{Af_d + Bf_{dj} + Cf_{pl}}{\cos t(p(s, d))} \quad (1)$$

$$f_d = \Phi_d(\text{delay}(p_k(r, s)) - D) \quad (2)$$

$$f_{dj} = \Phi_{dj}(\text{delay\_jitter}(p_k(r, s)) - DJ) \quad (3)$$

$$f_{pl} = \Phi_{pl}(\text{packet\_loss}(p_k(r, s)) - PL) \quad (4)$$

$$Z \leq 0, \Phi_d(Z) = 1; Z > 0, \Phi_d(Z) = r_d \quad (5)$$

$$Z \leq 0, \Phi_{dj}(Z) = 1; Z > 0, \Phi_{dj}(Z) = r_{dj} \quad (6)$$

$$Z \leq 0, \Phi_{pl}(Z) = 1; Z > 0, \Phi_{pl}(Z) = r_{pl} \quad (7)$$

其中,  $A, B, C$  分别为  $f_d, f_{dj}, f_{pl}$  的加权系数,表示延时、延时抖动和包丢失率在目标函数中所占比重。 $\Phi_d(Z), \Phi_{dj}(Z)$  和  $\Phi_{pl}(Z)$  分别是时延度量、时延抖动度量和包丢失率的惩罚函数,当路由满足约束条件时值为 1,否则值分别为  $r_d, r_{dj}$  和  $r_{pl}$ ,是  $(0, 1)$  范围内的值。

### (3) 初始群体的生成

采用随机方法从中选择若干个个体组成初始种群,其基本做法是首先要精简网络,删除不满足 QoS 约束条件的节点以及与之相连的链路,再删除不满足带宽要求的链路,得到一个新的网络拓扑。基于此拓扑图进行搜索,从源节点开始,随机地选择一个与之相关联的节点,将两点相连,然后从选择的节点继续随机地选择与其关联的下一个节点,在连接时要判断是否有回路,如有回路则重新进行节点的选择,这样做下去直至搜索到目的节点。

### (4) 选择算子

采用最佳保留选择机制,即首先将当前的解群体中适应度最高的个体结构完整地复制到下一代群体中,然后按照轮盘赌选择机制执行选择功能。

### (5) 交叉算子

采用 Davis 提出的顺序交叉方法,先进行常规的双点交叉,再进行维持原有相对访问顺序的巡回路线修改。具体交叉如下:

① 随机在父串上选择一个交配区域,如两父串选定为:

old1=1 2 | 3 4 5 6 | 7 8 9

old2=9 8 | 7 6 5 4 | 3 2 1

② 将 old2 的交配区域加到 old1 前面,将 old1 的交配区域加到 old2 的前面:

old1'=7 6 5 4 | 1 2 3 4 5 6 7 8 9

old2'=3 4 5 6 | 9 8 7 6 5 4 3 2 1

③ 依次删除 old1'、old2' 中与交配区相同的数码,得到最终的两子串:

new1=7 6 5 4 1 2 3 8 9

new2=3 4 5 6 9 8 7 2 1

### (6) 变异算子

采用逆转变异算法,逆转,例如染色体(1-2-3-4-5-6)在区间 2-3 和区间 5-6 处发生断裂,断裂片断又以反向顺序插入,于是逆转后的染色体变为(1-2-5-4-3-6)。这里的进化,是指逆转算子的单方向性,只有经逆转后,适应值有提高的才接受下来,否则逆转无效。

## 2.3 GAAC 中的蚁群算法规则

### (1) 路径选择规则

在节点  $i$  的第  $k$  只蚂蚁选择下一跳节点  $j$  的规则:

If  $q \leq q_0$

$$j = \arg \max_{j \in N_i} \{ [\tau_{i,j}(t)]^\alpha [\eta_{i,j}(t)]^\beta \} \quad (8)$$

Else  $j=0$

$q$  是  $(0, 1)$  中均匀分布的随机数,在选择下一跳之前由随机试验产生。 $q_0 \in [0, 1]$  是一个确定选择最佳个体的概率。取  $q_0$  为 0.7,该策略增强了搜索的多样性,以避免过早陷于搜索停滞。

If  $j \in N_i$

$$j = \frac{[\tau_{i,j}(t)]^\alpha [\eta_{i,j}(t)]^\beta}{\sum_{s \in N_i} [\tau_{i,s}(t)]^\alpha [\eta_{i,s}(t)]^\beta} \quad (9)$$

Else  $j=0$

其中,  $N_i$  表示  $v_i$  的邻居节点的集合,  $\tau_{i,j}(t)$  表示  $v_i$  到  $v_j$  链路的信息素量,  $\alpha$  为信息启发因子,  $\beta$  为期望启发式因子,  $\eta_{i,j}(t)$  为启发函数,构造为  $\eta_{i,j}(t) = 1/\cos t(i, j)$  即表示节点倾向于选择费用小的链路。

### (2) 信息素的初值设置规则

通过遗传算法得到了一定的路径信息素,所以把信息素的初值设置为:

$$\tau_s = \tau_c + \tau_C \quad (10)$$

$\tau_c$  是一个根据具体求解问题规模给定的一个信息素常数,  $\tau_C$  是遗传算法求解结果转换的信息素值。

### (3) 信息素更新规则

采用局部更新和全局更新相结合的策略,局部更新可避免蚂蚁在上次最好的路径有限相邻区域内搜索;全局更新时对历史最优解的路径上的信息素进行更新。

当蚂蚁  $k$  成功地完成从  $v_i$  到  $v_j$  的一跳,信息素按如下公式进行更新:

$$\tau_{i,j}(t+1) = (1-\rho)\tau_{i,j}(t) + \rho\Delta\tau_{i,j}(t) \quad (11)$$

$$\Delta\tau_{i,j}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{i,j}^k(t) \quad (12)$$

$$\Delta\tau_{i,j}^k(t) = \frac{Q_1}{\cos t(p(s, d))} \quad (13)$$

其中,  $0 < \rho < 1$ , 表示局部信息素挥发系数,  $Q_1$  是常量,用于调整信息素强度。

当所有的蚂蚁完成了一次循环后,选择出目标函数数值最大的路由,用来完成全局信息素更新。以使得较优解保留下来,对后继蚂蚁的行为产生影响,达到较快收敛于最优解的目的。使目标函数值最大的路径为最优路径,其值为  $F_{best}$ 。

$$\tau_{ij}(t+n)=(1-\alpha)\tau_{ij}(t)+\alpha\Delta\tau_{ij}(t) \quad (14)$$

其中,  $\alpha$  为全局信息素挥发系数,  $\Delta\tau_{ij}(t)$  表示信息素的修改, 计算公式如下:

对于  $t+n$  过程的最优路径:

$$\Delta\tau_{ij}(t)=\frac{Q_2}{L_{best}} \quad (15)$$

其他,  $\Delta\tau_{ij}(t)=0$

其中,  $Q_2$  是常量。

### 3 仿真实验与分析

仿真场景选为  $1000\text{m} \times 1000\text{m}$  的正方形区域。节点总数为 100, 节点随机均匀分布, 每个节点覆盖范围为 250 m。节点以 Random Waypoint Model 方式随机移动, 节点的移动速度在 0 m/s 到 20 m/s 之间均匀变化。从 50 个节点中随机选择源节点和目标节点, 源节点以 10 个数据包/s 的速率产生数据流, 服从泊松分布。

遗传蚁群算法中遗传算法的迭代次数固定为 200 代,  $p_c=0.45$ ,  $p_m=0.05$ 。蚁群算法中蚂蚁数目为 50, 各个路径信息素初值为 60, 遗传算法求解结果转换的信息素是经过路径信息素加 2,  $\alpha=1$ ,  $\beta=1$ ,  $Q_1=100$ ,  $Q_2=10$ ,  $\rho_1=0.5$ ,  $\rho_2=0.5$ ,  $\tau_{ij}(0)=10$ 。

首先在网络规模  $N=200$  时进行仿真, 并将提出的遗传蚁群算法(GAAC)与遗传算法(GA)、蚁群算法(AC)进行对比。节点的停留时间在 0~1000 s 变化, 停留时间为 0 s 表示节点不停的移动; 停留时间为 1000 s 表示节点静止不动, 停留时间的长短反映了网络拓扑的变化速率。图 1 反应了不同停止时间下三种算法的端到端时延的比较。

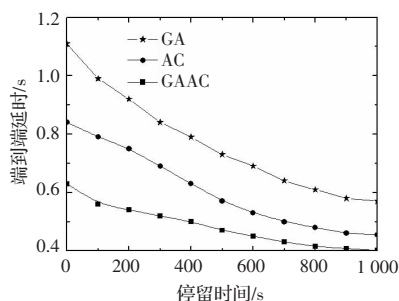


图 1 不同停留时间下的端到端时延

可以看出, 在停留时间内, GAAC 算法比单独的 GA 或 AC 算法都有更好的性能。特别是在较短的停留时间内, 即较高的场景变化率下, 提出的遗传蚁群算法维持了较低的传输时延, 与单独的遗传算法和蚁群算法相比, 有着非常大的优势, 但随着停留时间的增大, 三种算法的时延逐渐接近。这是由他们的实现机制决定的。在寻找路由过程中, 首先利用遗传算法的快速性、随机性、全局收敛性等特点来生成初始信息素分布, 然后利用蚁群算法的并行性、正反馈性、求解效率高等特点求精确解, 从而可以在较短的时间内找到满足多个 QoS 约束的路由, 减少了端到端的时延。而随着停留时间的增大, 网络拓扑结构变得越稳定, 平均端到端时延越来越小。

图 2 表明随着停留时间的增大 GAAC 包投递率在增大, 因为停留时间增大以后, 网络拓扑结构比较稳定。而且 GAAC 包投递率一直比 GA、AC 要高, 实现了较高的包投递率。同时较高的包投递率, 也表明提出的 GAAC 算法的可靠程度更高。

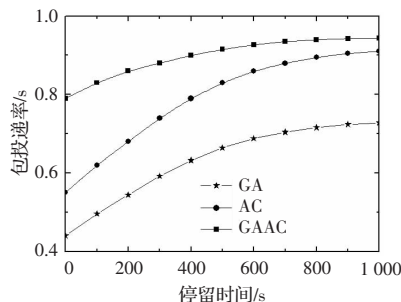


图 2 不同停留时间下的包投递率

### 4 结论

提出了融合遗传算法和蚁群算法的 QoS 路由算法 GAAC, 并详细给出了 GAAC 中的遗传算法规则和蚁群算法规则, 最后用仿真实验证明了本文方法的可靠性, 得出如下结论:

(1) 提出的算法 GAAC 既克服了遗传算法和蚁群算法的缺点, 又保留了它们各自的优点。该算法可以在遗传算法优化解转换而成的信息素初值的基础上, 利用蚁群算法快速获取最优解。遗传控制函数的设置, 保证了遗传算法和蚁群算法在适当时机融合。通过和遗传算法以及蚁群算法的比较, 进一步说明了算法的有效性。实验结果表明, 该算法在性能上明显优于遗传算法和蚁群算法。

(2) 本文的算法 GAAC 具有较低的时延、较高的包投递率, 所以在节点移动的网络中有着较大的优势。

### 参考文献:

- [1] Akyildiz I F, Wang Xu-dong. A survey on wireless mesh networks[J]. Communications Magazine, 2005, 43(9): 23-30.
- [2] Bruno R, Conti M, Gregori E. Mesh network: commodity multihop ad hoc networks[J]. Communications Magazine, 2005, 4(33): 123-131.
- [3] 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, 36(10): 1240-1245.
- [4] Dorigo M, Bonabeau E, Guy T. Ant algorithms and stigmergy[J]. Future Generation Computer System, 2000, 16(8): 851-871.
- [5] 张素兵, 刘泽民. 基于蚂蚁算法的时延受限分布式多播路由研究[J]. 通信学报, 2001, 22(3): 70-74.
- [6] Stutzle T, Hoos H H, et al. MAX-MIN ant system[J]. Future Generation Computer System, 2000, 16(8): 889-914.
- [7] 吴斌, 史忠植. 一种基于蚁群算法的 TSP 问题分段求解算法[J]. 计算机学报, 2001, 24(12): 1328-1333.
- [8] 孙宝林, 李腊元. 基于遗传算法的带宽-时延约束多播路由优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 4(11): 30-33.
- [9] Xiang F, Luo Jun-zhou, Wu Jie-yi, et al. QoS routing based on genetic algorithm[J]. Computer Communications, 1999, 2(29): 1394-1399.