

蚁群算法和免疫算法的融合及其应用

张亮, 孙力娟

(南京邮电大学 计算机科学与技术系, 江苏 南京 210003)

摘要: 蚁群算法作为一种启发式算法, 其参数组合一般是通过大量实验取得的。文中将免疫算法和蚁群算法相结合, 即用免疫算法来求得蚁群算法中关键参数的较优组合, 以增强蚁群算法的有效性。通过求解 QoS 单播受限路由问题的仿真实验, 表明融合算法是有效的。

关键词: 蚁群算法; 免疫算法; QoS 单播路由

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1005-3751(2006)03-0031-03

Application of Combination of Ant Colony Algorithm and Immune Algorithm

ZHANG Liang, SUN Li-juan

(Dept. of Computer Sci. and Techn., Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: Ant colony algorithm (ACA) is a meta-heuristic algorithm. In general, the setting of the parameters of the ACA is based on experiments. In this paper, discuss a new algorithm which combines the immune algorithm and the ACA. Immune algorithm is used to set the parameters of the ACA in order to achieve great efficiency. It shows that the new algorithm is effective by solving the QoS unicast routing problem.

Key words: ACA; immune algorithm; QoS unicast routing

0 引言

蚁群算法^[1~3] (ACA) 是一种启发式算法, 具有较强的鲁棒性、并行性以及易于与其他启发算法相结合等优越性, 因此被广泛应用于解决各种具有 NP 难度的问题。在现有的蚁群算法中, 各个参数值的选择都是根据大量的实验或者已往的经验来决定, 因此所取参数组合并不一定是最佳的。文中在常规蚁群算法的基础上加以改进, 使用免疫算法产生抗体, 随机给出蚁群算法的关键参数组合, 而把蚁群算法要解决的问题作为抗原, 通过不断的进化、交叉、变异, 淘汰较差的抗体, 保留好的抗体, 逐步找出这些参数的较优组合, 使蚁群算法的求解性能得以提高。

1 蚁群算法的基本原理

蚂蚁在运动过程中, 能够在它所经过的路径上留下一一种称之为信息素 (pheromone) 的物质, 而且蚂蚁在运动过程中能感知到这种物质的存在及其强度, 蚂蚁个体之间就是通过这种信息的交流达到搜索最短路径的目的。一条

路径上的信息素值越高, 蚂蚁选择这条路径的概率就越大, 这构成了一个学习信息的正反馈过程, 最优路径上的信息素浓度越来越大。虽然单个蚂蚁的选路能力有限, 但是通过个体之间的信息交流, 整个蚁群之间不断交换路径信息, 最终找出最优路径。

在 ACA 中, 有 3 个重要规则^[1]:

(1) 状态转移规则。

在节点 r 的第 k 个蚂蚁选择下一节点 s 的规则是:

$$s = \begin{cases} S, & \text{otherwise} \\ \arg \max_{u \in J_k(r)} [\tau(r, u)]^\alpha \times [\eta(r, u)]^\beta, & \text{if } (q \leq q_0) \end{cases}$$

$$P_k(r, s) = \begin{cases} \frac{[\tau(r, s)]^\alpha \times [\eta(r, s)]^\beta}{\sum_{u \in J_k(r)} [\tau(r, u)]^\alpha \times [\eta(r, u)]^\beta}, & \text{if } [s \in J_k(r)] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中, $\tau(r, s)$ 是两节点 r, s 间的信息素值, $\beta (\beta > 0)$ 是能见度的相对重要性。

$J_k(r) = \{0, 1, 2, \dots, n-1\}$ 表示第 k 个蚂蚁下一步可以选择的节点集;

$\eta(r, s) = \frac{1}{\text{cost}(r, s)}$, $\text{cost}(r, s)$ 表示节点 r, s 间的费用大小。

(2) 全局更新规则。

当蚁群中的所有蚂蚁完成一次寻径后, 选择出目标函

收稿日期: 2005-06-08

基金项目: 江苏省高校自然科学基金项目 (04KJB520095)

作者简介: 张亮 (1981—), 男, 江苏扬州人, 硕士研究生, 研究方向为入侵检测; 孙力娟, 副教授, 研究方向为入侵检测、智能优化方法等。

数值最小的一个路由,用来完成全局信息素的更新,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。若 r, s 是两个相邻的节点,则有:

$$\tau(r, s) \leftarrow (1 - \alpha)\tau(r, s) + \alpha \times \Delta\tau(r, s)$$

$$\text{其中 } \Delta\tau(r, s) = \begin{cases} (Q/L_{\text{best}}), & \text{if } (r, s) \in \text{global-best-tour} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

式中, $0 < \alpha < 1$ 是信息素衰减参数, L_{best} 是最佳目标函数值, global-best-tour 是取得 L_{best} 值的蚂蚁路由, Q 是常数。

(3) 局部更新规则。

对于某只蚂蚁,如果节点 r, s 是它所选择路径上的两个相邻节点,则有 $\tau(r, s) \leftarrow (1 - \rho) \times \tau(r, s) + \rho \times \Delta\tau(r, s)$, 如果不是,则不进行更新,其中 $0 < \rho < 1$ 。ACA 算法取 $\Delta\tau(r, s) = \tau_0$, τ_0 是各条链路上信息素的初始值。

2 蚁群算法和免疫算法的融合研究

从上文可知,蚁群算法中有 3 个关键的参数,分别是信息素挥发系数 ρ 、决定启发量重要性的指数 β , 以及决定蚂蚁采用哪个状态转移规则选路的常数 q_0 , 这 3 个参数大小的选择对蚁群算法有很大的影响,然而在蚁群算法中,并没有给出如何选取 3 个参数值的理论指导,只是通过实验给出了一些经验值。如在用蚁群算法解决 TSP 问题时,一般取 $\beta = 2, \rho = 0.1, q_0 = 0.9$, 但如果用蚁群算法解决其他问题,这样的参数选择就不一定适合。

文中将免疫算法^[4]和蚁群算法相结合,把用蚁群算法解决的问题看作抗原,通过免疫算法产生抗体给参数赋值,并应用于具体问题的求解,将得到的结果作为当前抗体的适应度值,然后通过免疫算法的交叉、变异、亲和度选择等操作,将适应度好的抗体保留,淘汰适应度差的抗体,经过多次迭代,最终得到较优的抗体,也就得到了对具体问题来说较优的蚁群算法的参数组合。算法中采用基于亲和度的选择更新,从而有效地防止了“早熟”的问题,将搜索过程引向全局最优。

3 用免疫算法改进的 ACA 的 QoS 路由优化算法

3.1 QoS 路由优化问题的描述

QoS 路由的任务是向用户提供端到端的服务质量保证^[5-7]。它的质量指标包括延时(Delay)、延时抖动(Delay-jitter)、线路带宽(Bandwidth)、丢包率(Packet-loss)和费用(Cost)等,这些因素构成了 QoS 路由问题的约束条件。文中的路由算法,是在满足 4 个约束条件下,求延时最小的路由。

3.2 基于改进 ACA 的路由算法

本算法的关键之处在于对蚁群算法中状态转移规则的启发量的设置。在 TSP 问题中,启发量的设置比较简单,为距离的倒数,而在 QoS 路由选择中,启发量的设置就比较复杂,也比较重要,因为这直接决定了蚂蚁寻路的规

则。文中提出了一种新的启发量的设置方法,即在 a, b 两点之间的启发量 $\eta(a, b)$ 设置为 $|A * \text{COST}(a, b) + B * \text{DELAY}(a, b) + B * \text{NODEDELAY}(b) + C * \text{LOST}(b)|$ 的倒数,其中, $\text{COST}(a, b)$ 表示 a 和 b 两点之间的费用, $\text{DELAY}(a, b)$ 表示 a 和 b 两点之间的延时, $\text{NODEDELAY}(b)$ 表示 b 点的节点延时, $\text{LOST}(b)$ 表示节点 b 的分组丢失率。 A, B, C 均为常数,其赋值有两个原则,一是调整各个约束条件之间的数量级,使其处于可比的状态,二是可以适当加大需重点考虑的 QoS 值的系数,比如算法对延时比较敏感,则可加大 B 的赋值,使其比重加大,从上面的设置可以看出,当 $\eta(a, b)$ 越大,则 a 和 b 两点之间的费用、延时等就越小,符合 QoS 选路的原则。而在蚁群算法的信息素全局和局部更新规则中, $\Delta\tau$ 均设为常数,经过多次比较,在全局更新规则中, $\Delta\tau$ 设为 10, 在局部更新规则中, $\Delta\tau$ 设为 1。蚁群算法中的 β, ρ, q_0 等参数由免疫算法的抗体产生。

3.3 算法步骤

算法步骤如下:

(1) 随机产生 20 条 21 位 01 二进制编码染色体作为初始抗体库。

(2) 进行初始化,读入网络拓扑及 QoS 信息,产生包含 20 只蚂蚁的蚁群。

(3) 从染色体库中按顺序取出一条染色体,产生相应的蚂蚁算法的参数,设置各边信息量的初始值,采用蚁群算法开始寻找指定源节点和目的节点之间的最优路由。当一只蚂蚁成功地完成路由选择后,判断该路由是否满足 QoS 约束条件,对这只蚂蚁选择的路由的各路径上的信息素根据局部更新规则进行更新。

(4) 当 20 只蚂蚁都完成寻径后,对当前满足 QoS 约束的最优路径上的信息素按照全局信息素规则进行更新。如没有,则说明没找到满足 QoS 的路由。

(5) 对该蚁群进行 50 次迭代寻径,计算当前染色体的适应度值。

(6) 对步骤(3)到(5)重复进行,直到 20 条染色体全部使用过一遍。

(7) 对 20 条染色体的适应度值进行排序、交叉、变异以及基于亲和度的群体更新,产生新一代 20 条染色体,返回步骤(3)进行寻径。循环若干次后算法结束。

4 实验仿真及结果

文中进行实验仿真的网络拓扑如图 1 所示,每个顶点用 $\langle ndl, lr, dv \rangle$ 表示,其中的元素分别代表节点延时、节点丢失率和节点延时抖动。每条边用 $\langle cost, bw, ldl \rangle$ 表示,其中的元素分别代表边的费用、带宽和链路延时^[2]。

假定有两个单播路由请求 $(1, 6), (3, 8)$, 它们的 QoS 约束要求是:带宽大于 70, 延时小于 9, 丢包率小于 0.001, 延时抖动小于 3。为了降低算法复杂度,首先删除带宽不符合要求的边,蚁群算法中的启发量的常数设置为

$A = 1, B = 10, C = 15$, 从这个网络参数的实际出发, 这样的参数设置突出对延时的敏感性, 即在满足 QoS 要求的前提下, 延时小的路径将得到优先选择。如何选取网络各边的初始信息素值, 目前对此还没有理论指导, 只能通过实验确定较好的初始值。在文中认为各边具有相同的信息素初始值, 通过大量实验后认为取信息素初始值 = 50.0 可取得较好的结果。同时, 将每次进行全局更新时的信息素的增量设为 10。

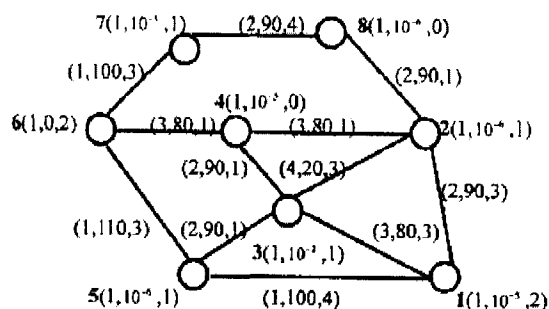


图1 网络拓扑与参数

首先进行了(1,6)两点之间的最优路由选择, 通过对结果的分析, 发现该算法可找出(1,6)之间的几乎所有可能路由, 充分说明了该算法对路径搜索的充分性, 可以防止陷入局部最优。最后找到的最优路径如表1所示。

表1 实验结果1

最佳路由	费用	延时	丢包率
1 2 4 6	8	8	0.000011

可以看到, 对于路由请求(1,6), 还存在着路由1,5,6, 其总费用仅为2, 但延时达到了9, 而文中的算法是在满足 QoS 的条件下延时敏感的, 虽然1,2,4,6这条路径费用达到了8, 但延时只有8, 所以被选择。同时看到存在路由1,3,4,6, 其费用和延时和1,2,4,6完全一样, 但丢包率比较大, 达到0.010010, 不满足预设的 QoS 要求, 所以不被选择。由此可以看出, 本算法具有良好的性能, 同时也具有高度的灵活性, 只需对 A, B, C 等参数适当取值, 就可以做到在满足 QoS 的前提下对某一参数特别考虑。在算法进行的过程中, 可以看到免疫算法对结果的影响, 初始生成的染色体具有很大的随机性, 最优路径命中率分

布不均匀, 高的可达90%以上, 低的只有3%, 平均不超过50%, 性能一般。经过几代进化选择后, 染色体趋于几个最佳值, 命中率也大大提高, 达到了95%以上, 说明了免疫算法对蚂蚁算法参数进行选择的有效性。同样, 对于路由请求(3,8), 最后也能找到最佳路由(如表2所示)。

表2 实验结果2

最佳路由	费用	延时	丢包率
3 4 2 8	7	6	0.000012

由结果可知, 本算法能很好地找到网络最优解, 同时由于免疫算法的融合, 本算法有较好的收敛性, 有效性大大提高。

5 结束语

文中从用免疫算法对蚁群算法的参数进行控制的角度, 探讨了对蚁群算法的改进方法, 并通过对 QoS 单播路由问题的求解验证其有效性。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 张素兵, 吕国英, 刘泽民, 等. 基于蚂蚁算法的 QoS 路由调度方法[J]. 电路与系统学报, 2000, 3(1): 1-5.
- [3] Dorigo M, Maniezzo V, Colony A. The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1996, 26(1): 1-13.
- [4] 葛红, 毛宗源. 免疫算法的改进[J]. 计算机工程与应用, 2002, 14(7): 47-50.
- [5] 邓志成, 周棋, 张凌云, 等. QoS 单播路由算法的研究[J]. 通信学报, 2001, 22(8): 122-128.
- [6] 周正, 刘泽民. 智能蚂蚁算法及其在电信网动态路由优化中的应用[J]. 电信科学, 1998, 11(11): 10-13.
- [7] 王征应, 石冰心. 基于启发式遗传算法的 QoS 组播路由问题求解[J]. 计算机学报, 2001, 24(1): 55-61.

(上接第30页)

表中 CA 表示覆盖算法, PCA 表示基于概率的交叉覆盖算法, 对 PCA 的实验共做 10 次, 最后取平均值。

实验的结果表明, 基于概率的覆盖算法减少了覆盖个数和拒识样本数, 提高了识别率和精确度, 达到了预期的效果。但如何选择合适的异类点个数以及如何选择合适的概率 p 来提高 PCA 的识别精度, 仍是今后工作中进一步的研究目标之一。

参考文献:

- [1] 张铃. A Geometrical Representation of McCulloch - Pitts

Neural Model and Its Applications[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(4): 925-929.

- [2] 张铃, 张钊. M-P 神经元模型的几何意义及其应用[J]. 软件学报, 1998, 9(5): 334-338.
- [3] 张铃, 张钊, 殷海风. 多层前向网络的交叉覆盖算法[J]. 软件学报, 1999, 10(7): 737-742.
- [4] 吴鸣锐. 大规模模式识别问题的分类器设计研究[D]. 北京: 清华大学计算机系, 2000.
- [5] Blake C, Merz C. UCI repository of machine learning databases, URL[EB/OL]. <http://www.ics.uci.edu/ml/learn/ML-Repository.html>. 1998.