

多约束条件下路由选择算法研究

王卫亚,王凤琳

(长安大学 信息工程学院,西安 710064)

(weiwang@chd.edu.cn)

摘要:采用遗传算法和蚁群算法相结合的融合算法,继承了遗传算法和蚁群算法的优点,在求精解效率上优于遗传算法,在时间效率上优于蚁群算法,能很好地实现多约束条件的最优路径计算,测试证明融合算法优化性能和时间性能都取得了很好的效果。

关键词:遗传算法;蚁群算法;遗传—蚁群融合算法;路由选择算法

中图分类号: TP393.03 **文献标志码:** A

Routing selection algorithm under multiple link state limited

WANG Wei-ya, WANG Feng-lin

(College of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an Shaanxi 710064, China)

Abstract: The Combination of Genetic Algorithm and Ant Colony Algorithm inherits the advantages of Genetic Algorithm and Ant Colony Algorithm, and has a higher efficiency than Genetic Algorithm and a faster speed than Ant Colony Algorithm in computing the shortest route under multi link state limited. The testing proves that the Combination Algorithm is a new better heuristic algorithm both in the efficiency of precise results and time.

Key words: Genetic Algorithm (GA); ant colony algorithm; genetic and ant colony combination algorithm; routing selection algorithm

0 引言

在 TCP/IP 网络中,路由选择对数据分组的有效传输有着非常重要的意义,所以,网络层的协议中有大量的路由选择协议,例如 RIP、OSPF、BGP 等;同时,在网络技术研究中,路由选择算法一直是研究的一个热点和重点。路由选择算法的核心是在源主机和目的主机之间寻找一条最优路径,使得数据分组传输所需要的时间最短,花费最少。

在自治网络中,路由协议主要包括两大类:静态路由协议和动态路由协议。动态路由协议也称为自适应路由协议,分为距离向量路由协议和链路状态路由协议。

距离向量路由协议是根据源主机和目的主机之间的距离作为路由选择的依据,当有数据分组传输时,路由器根据路由表的信息,寻找一条距离最短的路径进行数据分组转发。这里的距离可以是时延,也可以是所经过的跳步数,采用比较多的是跳步数,例如 RIP 协议和 RIP2 协议。

链路状态协议是根据网络的链路状态,利用某种最短路径算法计算通向各个网络的最短路径,并把计算结果记录成路由表,作为路径选择的依据,通常的最短路径算法是 Dijkstra 算法和 Ford & Fulkerson 算法^[1]。链路的状态可以是时延、带宽、差错率、时延抖动等和传输相关的参数中的一种,参数可以通过向相邻路由器发送探测分组获得。

在现有的网络应用下,无论是距离向量路由协议还是链路状态协议在实际的网络应用中都能正确地进行路由选择,把数据分组从源主机发送到目的主机。但是随着网络应用的普及,网络应用的类型也在不断地变化,这些变化对路由选择提出了更高的要求,单一的基于时延、跳步数或者带宽的路由

选择,已逐渐不能适应网络应用的要求,例如多媒体应用对网络的服务质量提出了更高的要求,要求路由选择要考虑网络带宽、时延和延迟抖动等多种因素,面对这些要求,原有的最短路径选择算法就显得力不从心,需要根据应用的需求进行最优路径算法,而不是基于单一条件的最短路径算法。目前许多研究人员提出了用遗传算法或者蚁群算法来解决网络的最优路径选择,并取得了很多研究成果^[2]。但是由于这些算法本身存在一些缺点:例如遗传算法很难得到最优解,一般情况是计算较优解,在较优解的基础上计算最优解,所需要的时间将成倍增加;蚁群算法不能计算多约束条件的最优解。这些缺点导致这两种算法在实际应用中往往受到限制。考虑到这两种算法的优缺点,本文讨论基于这两算法融合的最优路径选择算法。

1 多约束条件下的最优路由选择算法

1.1 遗传算法—蚁群算法的融合算法

遗传—蚁群融合算法将遗传算法与蚁群算法相融合,克服各自缺陷,优势互补。利用遗传算法生成信息素分布,利用蚁群算法求精确解。求精解效率优于遗传算法,时间效率优于蚁群算法,是求精解效率和时间效率都比较好的一种新的启发式算法。

融合算法首先应用标准遗传算法,充分利用遗传算法能快速求全局优化的能力,求得优化解集,具体可以结合所解决问题,采用十进制实数编码,随机生成初始群体,结合目标函数定义适应度函数,通过选择、交叉、变异这三种基本遗传操作,生成下一代群体,循环迭代得到问题的优化解集;然后在蚁群算法中,利用遗传算法已求得的优化解集进行信息素

收稿日期:2007-04-04;修回日期:2007-06-29。 基金项目:陕西省自然科学基金资助项目(2005F19)。

作者简介:王卫亚(1964-),男,河南陕县人,副教授,博士研究生,主要研究方向:计算机网络技术、网络信息处理;王凤琳(1983-),女,陕西汉中,硕士研究生,主要研究方向:计算机网络技术。

初始化,然后计算转移概率,更新信息素,从而循环迭代得到问题的最优解。以遗传算法所得优化解作为蚁群算法的初始信息素,正是对“融合”的体现,也是本算法的核心所在。算法具体流程如图1所示。

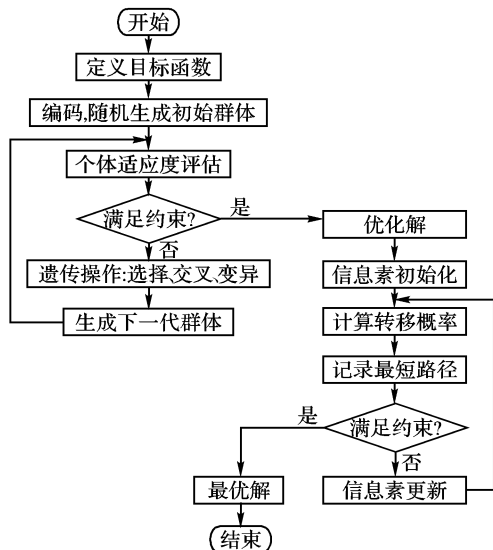


图1 遗传-蚁群融合算法流程

1.2 用融合算法求解多约束条件路由关键步骤

1.2.1 探测网络链路状态

各路由器通过向邻近路由器发送探测分组,探测网络的带宽、时延、差错率等信息,并根据收到的路由广播,记录整个网络的链路状态信息,作为计算路由的初始信息。

1.2.2 初始群体的生成

由于遗传算法的群体型操作的需要,必须为遗传操作准备一个由若干个初始解组成的初始群体。初始群体可以用随机深度优先搜索,搜索到 N 条路径,以此作为初始群体, N 为群体规模。对于数据传输所需要的带宽约束条件,只需根据网络拓扑即可做出判断,经过滤后的图可能不是连通图,如果源节点和目的节点不在同一连通子图中,路由选择将无法进行,本文假定经预处理后的图是连通的,并且所有的链路都已经满足带宽约束。

1.2.3 适应度函数的确定

适应度函数是评价个体优越性的标准。适应度函数的建立必须满足以下条件:1) 被选路由的总体代价应最小;2) 从源节点到目标节点仅有一条路由;3) 禁止不存在的链路被选为路由;4) 满足数据传输约束。

本算法的适应度函数 $f(p(s,d))$ 由目标函数和惩罚函数组成,其定义分别如下^[3]:

$$f_c = \frac{a}{\text{cost}(p(s,d))}$$

$$f_d = \Phi_d(\text{delay}(p(s,d)) - Dp)$$

$$f_{dj} = \Phi_{dj}(\text{delay_jitter}(p(s,d)) - DJp)$$

$$\Phi_d(Z_d) = \begin{cases} 1, & Z \leq 0 \\ r_d, & Z > 0 \end{cases}$$

$$\Phi_{dj}(Z_{dj}) = \begin{cases} 1, & Z \leq 0 \\ r_{dj}, & Z > 0 \end{cases}$$

则: $f(p(s,d)) = f_c(Af_d + Bf_{dj})$

其中, a 是正实系数, f_c 体现路径费用对个体优良程度的影响,考虑到费用越大,个体性能越差,适应度越小,故取费用函数的倒数来保证这一点; $\Phi_d(Z_d)$ 是延时度量的惩罚函数,当个

体满足延时约束 ($\text{delay}(p(s,d)) \leq Dp$) 时,其值为1,否则等于 r_d ($0 < r_d < 1$); $\Phi_{dj}(Z_{dj})$ 是延时抖动度量的惩罚函数,当个体满足延时抖动约束 ($\text{delay_jitter}(p(s,d)) \leq DJp$) 时,其值为1,否则等于 r_{dj} ($0 < r_{dj} < 1$)。 r_d 和 r_{dj} 值的大小决定惩罚程度,通常需要通过试验确定;正实数分别 A, B 为 f_d 和 f_{dj} 的加权系数,表示延时和延时抖动在适应度函数中所占的比重,取值根据具体应用而定。

1.2.4 选择操作概率的确定

选择操作的目的是为了从当前群体中选出优良的个体,使它们有机会作为父代为下一代繁殖子孙。判断个体优良与否的准则就是各自的适应度值,个体适应度越高,被选择的机会就越多。

本算法采用和适应度值成比例的概率方法来进行选择操作。具体地说,就是首先计算群体中所有个体适应度的总和 ($\sum f$),再计算每个个体的适应度所占的比例 ($f_i / \sum f$),并以此作为相应的选择概率 (P_s),即:

$$P_s = \frac{f(p_i)}{\sum_{i=1}^N f(p_i)}$$

1.2.5 信息素初值的设置

设 $\Gamma_{ij}(t)$ 为 t 时刻在从节点 i 到节点 j 的路径上积累的信息素强度,用 $\Gamma_{ij}(0)$ 表示初始时刻由 i 到 j 的路径上的信息素值,即信息素的初值,则:

$$\Gamma_{ij}(0) = \Gamma_c + \Gamma_g$$

其中, Γ_c 是根据具体求解问题规模给定的一个信息素常数, Γ_g 是第一阶段由遗传算法所得优化解转换的信息素值。在此,进行了两种算法的融合衔接,以遗传算法所得的优化解初始化蚁群算法的信息素值,很好地克服了基本蚁群算法初期信息素匮乏的缺陷。

1.2.6 转移概率的确定

蚂蚁 $k(k = 1, 2, \dots, m)$ 在运动过程中,根据各条路径上信息素的强度决定转移方向, t 时刻位于某一节点 i 的蚂蚁 k 一次只能选择一个目标节点 j 。 t 时刻位于节点 i 的蚂蚁 k 选择节点 j 为目标节点的转移概率为 $P_{ij}^k(t)$, 定义^[4]:

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\Gamma_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{g \in V_k} [\Gamma_{ig}(t)]^\alpha [\eta_{ig}]^\beta}, & j \in V_k \\ 0, & j \notin V_k \end{cases}$$

式中, η_{ij} 表示由节点 i 转移到节点 j 的启发信息,即蚂蚁从节点 i 转移到节点 j 的期望程度,该启发信息由要解决的问题给出,本算法中取 $\eta_{ij} = \frac{1}{\cos t(i,j)}$; V_k 表示蚂蚁 k 下一步允许选择的节点集合; α 为信息启发式因子,表示轨迹的相对重要性,反映蚂蚁在运动过程中所积累的信息素在指导蚁群搜索中的相对重要程度,其值越大,该蚂蚁越倾向于选择其他蚂蚁经过的路径,蚂蚁之间的协作性越强; β 为期望启发式因子,表示能见度的相对重要性,反映启发式信息在指导蚁群搜索过程中的相对重要程度,其值越大,则该状态转移概率越接近于贪心规则。

1.2.7 信息素更新模型

采用蚂蚁圈模型进行信息素更新,即一圈中只有最短路径的蚂蚁才进行信息素的修改增加。若所得最短路径已满足约束条件,结束;否则,进行信息素更新。

所有路径轨迹的更新方程均采用^[5]:

$$\Gamma_{ij}^k(t+1) = \rho \cdot \Gamma_{ij}^k(t) + \sum \Delta \Gamma_{ij}^k(t)$$

其中, $\Delta \Gamma_{ij}^k(t)$ 为蚂蚁 k 在路径 (i, j) 上留下的单位长度轨迹信息素数量, 设为 Z_k 第 k 只蚂蚁在本次循环中所走的路径长度, 则 $\Delta \Gamma_{ij}^k(t) = Q/Z_k$ (Q 是一个常数)^[6]; ρ ($0 \leq \rho < 1$) 表示轨迹的持久性。

2 本方法在链路状态路由选择中的应用

遗传算法和蚁群算法的融合非常适合用于链路状态路由协议的路由计算, 例如在图 2 所示的网络中, 当路由器 s 收到有链路状态要求的连接请求时 (传送多媒体分组到路由器 d 连接的主机, 要求延时 $Dp \leq 9$ ms, 所需带宽 $Bp \geq 2$ Mbps, 花费最小), 可以利用该算法进行最优路由计算。

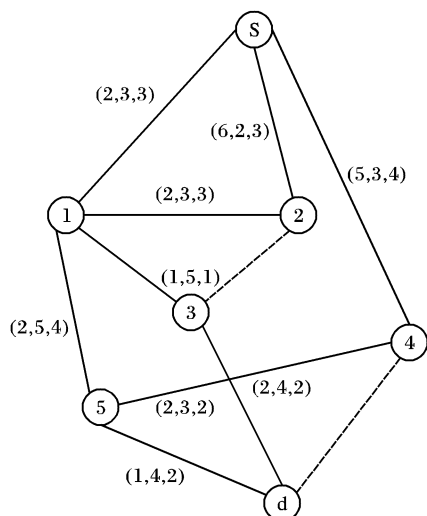


图2 过滤后的网络拓扑及其参数

首先, 定义 delay, bandwidth, cost 分别表示延时 (ms)、可用带宽 (Mbps) 和花费, 其中:

$$\text{delay}(p(s, d)) = \sum_{e \in p(s, d)} \text{delay}(e)$$

$$\text{bandwidth}(p(s, d)) = \min\{\text{bandwidth}(e), e \in p(s, d)\}$$

$$\text{cost}(p(s, d)) = \sum_{e \in p(s, d)} \text{cost}(e)$$

其次, 利用探测分组探测相邻路由器的带宽、时延和花费, 接收邻近路由器的路由广播, 将探测到的路由信息和接收到路由信息记录, 得到整个网络的链路状态信息, 如图 2 所示。

第三, 根据所需带宽过滤网络拓扑, 将图 2 中不满足带宽要求的链路 (2-3, 4-d) 删除。过滤后的网络拓扑模型为:

然后根据算法描述, 对图 3 的网络拓扑模型进行仿真计算。遗传-蚁群融合算法中遗传算法迭代次数固定为 10 代, 变异概率 $Pm = 0.01$; 蚂蚁算法中各路径信息素初值 Γ_c 设为 60^[7], 遗传算法求解结果转换的信息素值是经过路径加 2, 信息素更新 $\rho = 0.8$, $Q = 1000$ 。

在满足上述所有条件下, 找到的符合约束条件的路径及相关参数值如表 1 所示。

表 1 满足数据传输约束的路径

候选路径	最大延时	最小带宽	花费
s-1-5-d	5	3	9
s-1-3-d	5	3	6
s-4-5-d	8	3	8

通过仿真计算, 可以得到全局最优解, 最优路径为 s-1

-3-d, 路由参数为 (5 ms, 3 Mbps, 6), 结果见图 3 (用箭头表示)。

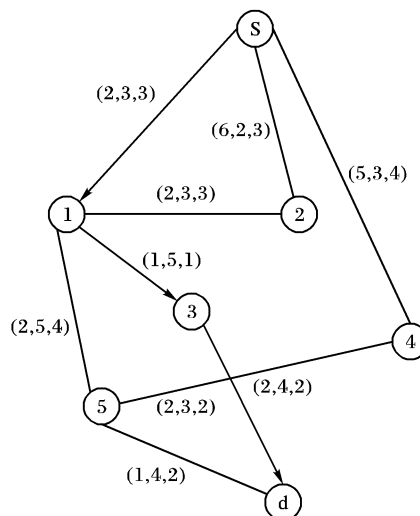


图3 遗传-蚁群融合算法得到的最佳路由

若使用基本遗传算法, 得到的最优路径为 s-1-5-d, 参数为 (5 ms, 3 Mbps, 9)。显然, 基本遗传算法所求解的精确度不如遗传-蚁群融合算法, 两种算法所求得的最优路径及其相关参数值的比较见表 2。

表 2 基本遗传算法与融合算法所得路径及其参数值比较

算法	所得路径	最大延时	最小带宽	花费
基本遗传算法	s-1-5-d	5	3	9
融合算法	s-1-3-d	5	3	6

3 结语

根据上述理论分析和实例仿真, 可以得出以下结论:

1) 遗传-蚁群融合算法继承了遗传算法和蚁群算法的优点, 实现了优势互补, 即先利用遗传算法生成较丰富的初始信息素分布, 再利用蚂蚁算法求精确解。

2) 基于遗传-蚁群融合算法的路由选择算法在优化性能和时间性能上都取得了很好的效果。其求精解效率优于遗传算法, 时间效率优于蚂蚁算法, 是用于解决多约束条件路由选择的一种比较好的启发式算法。

3) 遗传-蚁群融合算法可以用于多约束条件最优路径选择, 适合在链路状态路由协议中实现, 既能满足多约束条件路由选择的需要, 又能降低路由计算的复杂度, 提高路由器的路由选择效率。

参考文献:

- [1] 王燕琳, 孙雨耕, 薛希俊. QoS 动态路由算法分析[J]. 计算机工程, 2000, 26(12): P64-65.
- [2] 马炫. 求解 k 条最优路径问题的遗传算法[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(12): 100-101.
- [3] 黄晓雯, 贺细平, 唐贤英. 基于遗传算法的 QoS 路由选择与仿真[J]. 计算机仿真, 2003, 20(6): 43-45.
- [4] DORIGO M, BONABEAU E, GUY T. Ant algorithms and stigmergy[J]. Future Generation Computer System, 2000, 16(8): 851-871.
- [5] 陈骏, 李腊元. 用新型蚂蚁算法求解 QoSR 问题[J]. 武汉理工大学学报: 交通科学与工程版, 2005, 29(3): 342-345.
- [6] 吴庆琳, 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.
- [7] RANDALL M, LEWIS A. A parallel implementation of ant colony optimization[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2002, 62(9): 1421-1432.