

# 解决多约束 QoS 组播路由问题的遗传算法

宋乃斌, 高随祥

(中国科学院研究生院, 北京 100039)

**摘要:** 基于多种约束的 QoS 组播路由选择优化是当前通信网络中的一个重要问题, 尽管有许多文献利用遗传算法解决这类问题, 但仍然存在着收敛速度与全局收敛性之间的矛盾以及编解码难度大等问题。针对以上问题, 提出了一种改进的遗传算法, 通过采用预处理机制、特殊的树结构编码和合理的交叉变异策略, 大大简化了编解码操作, 并在全局收敛的基础上提高了算法的收敛速度。仿真表明, 算法性能得到明显提高。

**关键词:** 服务质量(QoS); 组播路由; 遗传算法

## Improved Heuristic Genetic Algorithm for Multicast Routing on Multiple Constrained QoS

SONG Naibin, GAO Suixiang

(Graduate School, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039)

**【Abstract】** Multiple constrained QoS routing optimization is an important problem in the current communication network research. Despite the broad application of Genetic Algorithm(GA) in multicast routing problem, it still has the paradox between the convergence speed and the global astringency. An improved GA is referred. It uses the preprocessing mechanism, the tree structure coding, the reasonable crossover technique and mutation process. It can simplify the coding and recoding process and increase the convergence speed based on the global astringency. Simulation results show that the proposed algorithm performs better than other algorithms when it be used to solve the multicast routing problem.

**【Key words】** Quality of serve; Multicast routing; Genetic algorithm

组播是一种从一个源节点同时向多个目的节点传送信息的通信方式, 是网络多媒体信息传输的关键技术之一, 大量多媒体应用如电视会议、远程教学等, 需要网络支持组播功能。随着时代的发展和社会需求的变化, 特别是随着Internet商业化应用的飞速发展, 对网络的服务质量(QoS)提出了更高的要求, 为了满足业务需求, 在计算组播路由时应考虑时延、时延抖动、带宽、丢包率及成本等多个约束条件。如果路由尺度是两个或多个加法性或乘法性QoS参数的任意组合, 那么这一类路由问题属于NP完全问题<sup>[1]</sup>, 用传统的穷举算法不能满意地解决, 尤其是当网络规模很大时。在这种情况下, 采用遗传算法求解组播路由问题可以得到很好的效果。

遗传算法(genetic algorithm, GA)是模拟生物群体进化过程, 通过“优胜劣汰”法则保留优秀后代的一种新型优化算法。作为一种自适应、启发式的全局意义上的搜索算法, 遗传算法具有很强的鲁棒性, 并具有并行搜索、群体寻优的特点, 已广泛用于解决具有 NP-难度的问题。同其它优化算法相比, 利用遗传算法解决 QoS 路由选择问题显得更为简单、有效。但遗传算法本身还是存在一些缺陷, 一个突出的问题是收敛速度和全局收敛性之间的矛盾。目前, 利用简单遗传算法解决组播路由优化问题已经有不少研究。如文献[2]提出一种通用的遗传算法, 但该算法编码过于复杂, 并且搜索空间随网络规模的增大而急剧增大, 导致搜索时间过长, 效率降低; 文献[3]针对时延约束提出一种算法, 但该算法易过早收敛; 文献[4]也提出了一种遗传算法的解决方案, 然而该算法采用单点交叉算法, 收敛速度不很理想。本文提出一种在

改进遗传算法基础上的考虑多种约束的组播路由算法, 在保证全局收敛的基础上, 大大提高了收敛速度。本算法基于源节点路由选择策略(SR), 即每个节点都具有全局的网络状态信息, 源节点利用这些信息进行路由计算并找出可行路径, 全局网络状态信息将通过链路状态协议进行周期性的刷新。

### 1 问题描述

本文用无向赋权图  $G=(V, E)$  表示网络模型, 其中  $V$  表示网络节点集,  $E$  表示双向链路集,  $s \in V$  为组播源节点,  $M \subseteq \{V - \{s\}\}$  为组播目的节点集,  $d_i \in M (i = 1, 2, \dots, n)$  表示组播目的节点,  $T(s, M)$  表示从源节点  $s$  到目的节点集  $M$  的组播树集,  $T_j \in T(s, M)$  表示其中的一棵组播树,  $R^+$  表示正实数集。对于任一链路  $e \in E$ , 可以定义其以下特性: 时延  $D(e): E \rightarrow R^+$ , 成本  $C(e): E \rightarrow R^+$ , 剩余带宽  $B(e): E \rightarrow R^+$ , 丢包率  $L(e): E \rightarrow R^+$  以及时延抖动  $J(e): E \rightarrow R^+$ 。对于  $T(s, M)$  中任一棵组播树  $T_j$ , 定义其相应指标为: 成本  $C(T_j) = \sum_{e \in T_j} C(e)$ , 瓶颈带宽  $W(s, d) = \min_{e \in p(s, d)} \{B(e)\}$ , 丢包率  $L(s, d) = 1 - \prod_{e \in p(s, d)} [1 - L(e)]$ , 时延  $D(s, d) = \sum_{e \in p(s, d)} D(e)$ , 时

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(10171095)

**作者简介:** 宋乃斌(1970 -), 男, 硕士生, 主研方向: 网络最优化; 高随祥, 教授、博导

**收稿日期:** 2006-01-12 E-mail: sangnaibin@126.com

延抖动  $J(s, d) = \max_{e \in p(s, d)} \{D(e)\} - \min_{e \in p(s, d)} \{D(e)\}$ 。其中  $p(s, d)$  表示组播树  $T_j$  上从源节点  $s$  到某一目的节点  $d$  的路径。

业务连接请求可以表示成一个三元组  $u = (s, M, X)$ ，其中  $s$ 、 $M$  如上所述， $X = (B_u, D_u, J_u, L_u)$  表示对应的带宽、时延、时延抖动、丢包率等 QoS 要求。多约束 QoS 组播路由问题可以描述为：对于给定的源节点  $s$  和目的节点集  $M$ ，找一棵组播树  $T_j$ ，对  $\forall d \in M$  满足  $W(s, d) \geq B_u$ 、 $D(s, d) \leq D_u$ 、 $J(s, d) \leq J_u$ 、 $L(s, d) \leq L_u$  且所需成本  $C(T_j)$  最小。

## 2 多约束 QoS 组播路由计算

### 2.1 改进遗传算法

采用一般的遗传算法解决 QoS 路由问题，容易收敛于局部解且在进行遗传算子（如交叉和变异）操作时染色体中会产生死遗传子，形成根本不存在的链路和造成循环链路，并且遗传算法本身还存在收敛速度和全局收敛性之间的矛盾。如果按照一般遗传算法进行编码，其编码长度为  $N \times N \times n$ ， $N$  为网络中的节点数， $n$  为目的节点数。这样的编码方案使问题的解空间非常庞大，寻优效率低。为了克服这些缺点，使得遗传操作更加容易和有效，同时减少计算量，本文在以下 3 个方面对遗传算法进行了改进。

(1) 在编码方式上，本文构造了一种新的树结构表示网络拓扑，这种搜索树包括了网络中所有节点且不会产生循环。基于这种网络搜索树进行编码，每条染色体就代表一棵组播树，大大缩小了编码空间，也简化了解码操作，从而降低了算法的复杂度。

(2) 在交叉操作中，选择一个固定的、相对较低的交叉概率，这样既可以极大地提高计算效率，又可以降低优良个体模式缺失的概率。

(3) 在变异操作中，采用自适应变异概率。在遗传算法中，变异算子  $P_m$  的选择非常重要。 $P_m$  过大，遗传算法的搜索过程就变成了随机过程；而  $P_m$  过小，则其产生新个体和抑制早熟现象的能力就会较差。此外，随着群体进化而趋于收敛时， $P_m$  不应一成不变，而应随着进化过程而逐步减小，从而使得遗传算法稳步收敛。本文自适应变异概率定义为

$$P_m(T) = \frac{f_{\max}(T) - f_{\text{mean}}(T)}{f_{\max}(T)} \quad (1)$$

式中， $f_{\max}(T)$  是  $t$  代种群中的最优个体适应度值， $f_{\text{mean}}(T)$  是第  $t$  代种群中的平均个体适应度值。

### 2.2 算法执行过程

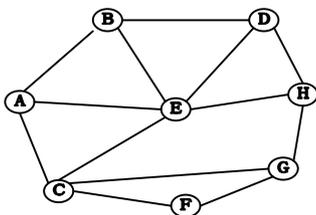


图1 8节点网络拓扑图

(1) 精简网络拓扑，删去不满足带宽约束的链路以简化网络。

(2) 构造搜索树。以图1所示的网络拓扑为例，A为源节点，D、G为目的节点。构造网络搜索树的方法是：将源节点A作为父节点，与其邻接的节点B、C、E作为A的子节点构造树；再分别以B、C、E为父节点，与其邻接的节点作

为子节点构造树，分枝中前辈已出现的节点不再作为邻接节点出现，直到无邻接节点为止；删去叶子节点不是D和G的分枝，从而生成一棵以A为根节点、以D和G为叶子节点的搜索树（见图2）；对树中的重复枝节点（比如图中阴影部分）进行归并整理形成新的搜索树（见图3）。

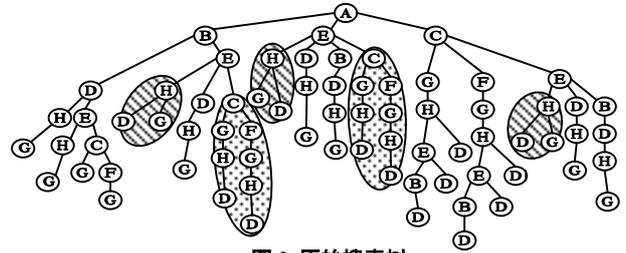


图2 原始搜索树

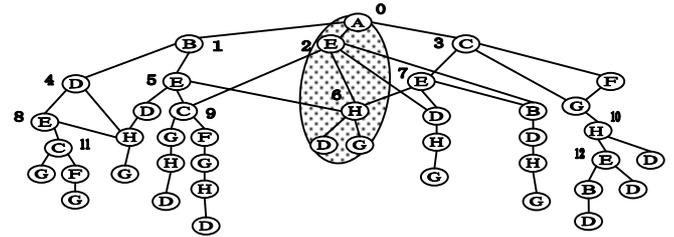


图3 归并后的搜索树模型

(3) 对染色体进行编码。对搜索树中的具有 2 个以上（含 2 个）分枝的节点按照由上至下、由左至右的顺序进行编号（如图3所示），分枝节点作为遗传子，表示网络路径节点，将遗传子并列构成染色体，表示网络的路径，得到编号列表（如表1所示）。遗传子是指各编号列中的队列值（如2编号列中的H、D、B、C），染色体（个体）是各编号列表中所取节点的组合。遗传子按如下规则进行编码：定义染色体的长度为13，如果染色体中含有某一节点，则将其编为1，否则为0。比如对于图3中阴影所示的组播树，其节点分别出现在(0, 2, 6)处，则对应的编码为(1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0)。显然，只要对编号列中节点进行编码，由节点编码所构成的染色体就与  $T(s, M)$  中的组播树一一对应。由于染色体长度是固定的，在路由时，对染色体进行变异和交叉等遗传操作时就变得很容易。另外由于对重复部分进行了归并处理，染色体中的遗传子数减少了，路由时计算量也相应减少。

表1 搜索树编号列表

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
BEC	DE	HDBC	GFE	HE	HDC	DG	HDB	CH	GF	ED	GF	BD

(4) 生成初始群体。以源节点为树根，以目的节点为树叶，采用随机的深度优先搜索方法生成组播树，产生初始群体，群体大小为  $N_p$ 。

(5) 定义适应度函数。本算法定义的适应度函数为

$$f(T) = f_c(a f_D + b f_J + c f_L + d f_W)$$

$$\text{其中 } f_c = \frac{\partial}{C(T(s, M))}$$

$$f_D = \prod_{i=1}^n \Phi(D(s, d_i) - D_u), \quad f_J = \prod_{i=1}^n \Phi(J(s, d_i) - J_u)$$

$$f_L = \prod_{i=1}^n \Phi(L(s, d_i) - L_u), \quad f_W = \prod_{i=1}^n \Phi(B_u - W(s, d_i))$$

$\delta$  为正实系数,  $a, b, c, d$  分别是  $f_D, f_J, f_L, f_W$  的正加权系数, 分别表示延时、时延抖动、丢包率和带宽在适应度函数中所占的比重, 其值由系统设定。  $\Phi(Z)$  为惩罚函数, 当  $Z \leq 0$  时  $\Phi(Z) = 1$ , 当  $Z > 0$  时  $\Phi(Z)$  取  $(0, 1)$  中任一实数, 本文中取  $\Phi(Z) = 0.5$ 。可以看出, 满足 QoS 要求且成本小的个体适应度大, 不满足 QoS 要求或成本大的个体适应度小。

(6) 选择操作。本算法的选择操作采用最佳个体保存法和赌轮选择法相结合的办法, 即在群体交叉之前, 先选出最佳个体(适应度最大)直接复制到下一代群体, 其余个体的选择采用赌轮选择法。

(7) 交叉操作。交叉操作是把两个父代个体的部分结构加以替换重组而生成新个体的操作, 通过交叉操作提高遗传算法的全局搜索能力。交叉规则: 首先通过赌轮选择法随机选择两个要交叉的父代个体, 在两个个体中搜索有相同编号的遗传子编码, 如果该位置上遗传子编码均为 1 则进行交叉, 即互相交换遗传子, 否则不进行交叉; 如果符合条件的位置多于一个, 则按从右往左顺序选择一个位置进行交叉。这样就能保证新产生的个体是网络中的一棵组播树。

(8) 变异操作。变异操作的目的在于保持群体的多样性, 避免求解过程陷于局部最优。变异规则: 依据变异率, 变异可在个体中遗传子编码为 1 的任意位置进行。如果在某位置上选择其它遗传子(如图 4 中, 编号 1 的列中含有 D、E, 它们互为逆遗传子), 则生成新的个体。此时所生成的个体必定

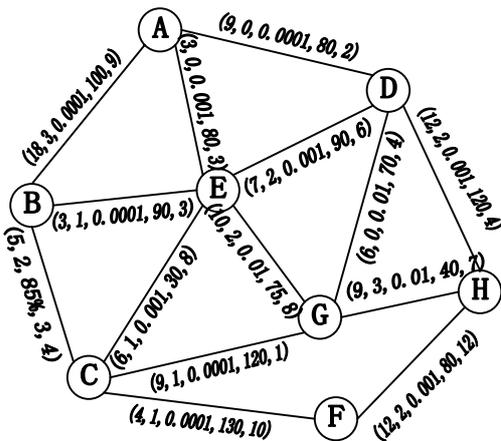


图 4 网络拓扑模型

是网络中的一棵组播树。

### 3 算法性能分析

应用本算法对图 4 所示的网络拓扑模型进行了仿真实验。假设源节点为 A, 目的节点为 B、D、F、G, 链路特性用五元组  $\{D(e), J(e), L(e), B(e), c(e)\}$  描述, 分别表示时延、时延抖动、丢包率、带宽和成本。设定交叉概率为 0.5, 采用自适应变异概率, 由式(1)得出, 初始群体随机产生, 群体大小  $N_p = 15$ , 运行代数  $N_g = 20$ 。当  $B_u = 70, D_u = 46, J_u = 8, L_u = 0.01$  和  $B_u = 70, D_u = 46, J_u = 8, L_u = 0.01$  时分别利用上述算法求解, 得到的最佳组播路由如图 5、图 6 中粗线所示, 算法的收敛过程分别如图 7、图 8 所示。可以看出, 本算法能很好地兼顾各种 QoS 约束, 使后代尽量继承好的性能(即满足 QoS 约束且成本较小), 尽快跳出局部最优解, 向好的方向转化, 并最终达到全局最优解, 从而加快了算法的

收敛速度。

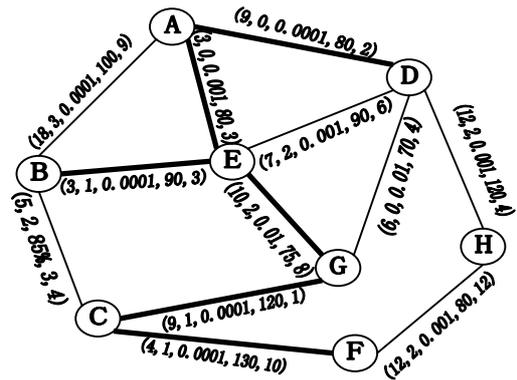


图 5  $D = 46, J = 8, L = 0.001, B = 70$  时实验得到的最佳路由

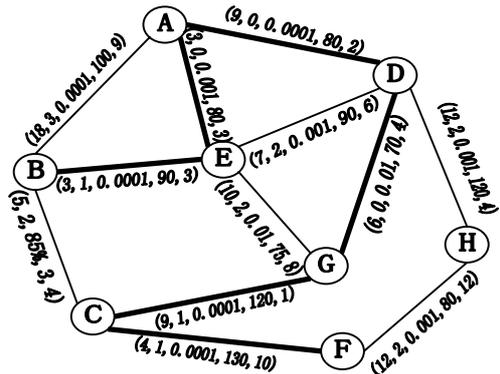


图 6  $D = 50, J = 6, L = 0.001, B = 70$  时实验得到的最佳路由

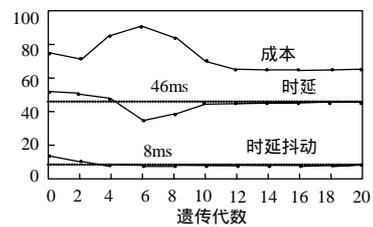


图 7  $D = 46, J = 8, L = 0.001, B = 70$  时组播树成本、时延、时延抖动随遗传代数变化曲线

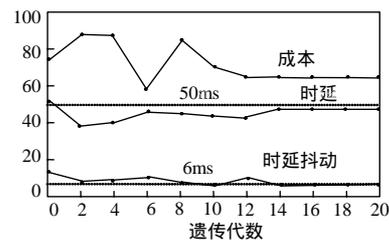


图 8  $D = 50, J = 6, L = 0.001, B = 70$  时组播树成本、时延、时延抖动随遗传代数变化曲线

该算法可描述如下:

- (1) 删去网络拓扑中不满足 QoS 要求的链路 CE 和 GH;
- (2) 构造搜索树并进行归并处理;
- (3) 进行编码并随机生成初始群体;
- (4) 计算个体的适应度函数值, 将综合评价最大的染色体直接复制到下一代群体中;
- (5) 进行遗传子操作, 按照选择操作、交叉操作和变异操作方法, 根据设定的交叉算子和式(1)求出的变异算子产生下一代种群;
- (6) 如果运行代数超过了设定值, 则转到(7), 否则执行(4);

(7)在解集中找出综合评价最大且成本最小的染色体  
作为解输出，算法结束。 (下转第 114 页)