

# QoS 组播路由的模糊遗传算法<sup>\*</sup>

陈萍 董天临

(华中科技大学电子与信息系 武汉430074)

**摘要** 已有的 QoS 组播路由算法都假设已知网络全局的精确状态,而且 QoS 约束都以确定性界限来表达。然而在实际的网络环境中,网络节点根本无法获得网络全局的精确状态,而且 QoS 约束完全用确定性界限来表达也存在一定的局限性。本文将模糊集合论的基本原理应用于 QoS 组播路由问题,充分考虑网络节点所获信息的模糊性和随机性,以及 QoS 约束条件的模糊界限这一客观存在的性质,提出一种新的 QoS 组播路由的模糊遗传算法 FG。仿真实验表明,该算法是可靠且有效的。

**关键词** 模糊时延,模糊费用,QoS 组播路由

## A Fuzzy Genetic Algorithm for QoS Multicast Routing

CHEN Ping DONG Tian-Lin

(Department of Electron and Information, Huazhong University of Science and Technology, Wahan 430074)

**Abstract** Most of the known QoS multicast routing algorithms assume that global precise information of networks state is known in advance and crisp limit is used to represent the QoS constraints. However, in actual dynamic networks, it is impossible for networks nodes to obtain the global accurate networks state in formation, and it is not efficient to express the QoS constraints by determinative crisp values. In the paper, the fuzzy theory is used to solve the QoS multicast routing problem for the first time, and a new fuzzy genetic algorithm FG is presented with the fuzzy and random properties of information considered adequately and the fuzzy limit of the QoS constraints considered. The simulation experiments also demonstrate that the algorithm is efficient and robust.

**Keywords** Fuzzy delay, Fuzzy cost, QoS multicast routing

## 1 引言

QoS 路由是网络管理者提高服务质量的重要手段之一。在大型集成网络中,如何寻找 QoS 路由一直是业界研究的热点。近年来,大多数已发表的路由算法都假设网络中的每个节点都能通过距离矢量协议或者链路状态协议获得并保持网络全局的精确状态。然而在实际的动态网络环境中,节点所能获得的网络全局状态并不是精确的。造成所获状态不精确的主要原因参见文[1~3]。另外,大多数已发表的路由算法的求解模型中,一般都把 QoS 约束条件表达成一个确切值,如将路径时延 D 的约束条件表达成  $D \leq D_{max}$ ,这意味着当 D 大于  $D_{max}$ ,但非常接近  $D_{max}$  时,这条路径不满足时延约束条件。然而在实际的网络环境中,这种情况与该条路径时延正好等于  $D_{max}$  并无差别。因此,我们应充分考虑 QoS 约束条件的过渡性质,用更科学的方法表达它们。

已有几篇文章<sup>[1~3]</sup>讨论了在所获网络状态信息是不精确的情况下进行路由选择的问题,并提出了一些算法。这些算法的核心思想是利用概率论的原理解决基于非精确状态信息的 QoS 路由问题,即仅仅考虑了所获网络状态的随机性,然而网络状态信息不确定性中的另一个重要因素—模糊性,却被忽略了。实际上,当我们对一个复杂的不精确系统进行路由决策时,模糊性是客观存在,因而也是必须加以考虑的。模糊集合论由 L. A. Zadeh 于 1965 年首先提出<sup>[4]</sup>,许多研究表明模糊理论在处理不精确或不确定性信息时能提供一种有效的解决方案。

将模糊数学方法运用于解决 QoS 路由问题的思想已经出现,虽然已提出的路由方法较少且不够完善,然而模糊路由

已显示出强大的改善路由性能的能力<sup>[5~12]</sup>。Chnas<sup>[5]</sup>提出了一种模糊最短路径算法,该算法实质上是经典的最短路径算法在所获数据是模糊的条件下的一种扩展,文章中未谈到对路由的 QoS 限制问题。Amad<sup>[6]</sup>提出了一种多目标模糊优化的路由模型,他主要是将模糊的方法应用于多目标优化,而未考虑在进行路由选择时候,所获知的网络状态信息是模糊的这一个关键问题。文[7~12]研究了模糊控制方法在 QoS 路由中的应用。以上绝大多数模糊路由算法仅将模糊方法运用于从候选路径中挑选出最佳路由,而路径集合的寻找和产生仍用普通的方法,如文[8]通过运用 K 条最短路径选择候选路径集合,文[11]利用  $\epsilon$ -优化算法形成可行路径集合,而文[7,10]则假定候选路径是已知的;其次模糊方法主要集中在模糊控制系统的运用。

本文首次将模糊理论与 QoS 组播路由问题相结合,提出一种新的 QoS 组播路由的模糊遗传算法 FG。FG 的优点在于:以模糊集合的方式表达 QoS 约束,更符合实际情况;将网络状态信息表达成随机模糊集,能从本质上反映信息的不确定性特点;将 QoS 组播路由问题模糊化增加了可行解的空间,网络决策者可以用更灵活的方式选择路由。

## 2 QoS 组播路由问题的模糊求解模型

### 2.1 普通网络模型和 QoS 组播路由问题

考虑任意给定的网络  $G=(V, E)$ ,其中 V 为网络中所有交换节点的集合, E 为任意两相邻节点间通信链路的集合。设  $s \in V$  为组播源点,  $D \subseteq \{V - \{s\}\}$  为组播终点集,  $v \in D$  为任一组播终点。对于任一链路  $e \in E$ ,定义两种度量:

延时  $d(e): E \rightarrow R_+$ , 费用  $c(e): E \rightarrow R_+$

<sup>\*</sup>国家自然科学基金资助项目 No. 60172077。陈萍 博士,现主要从事 QoS 路由算法、宽带无线接入的研究。董天临 博士生导师,研究方向为微波与光纤通信等。

$d(e)$ 表示链路  $e$  的瞬时延时,包括传输延时,排队延时和协议处理延时等, $c(e)$ 表示链路  $e$  的瞬时代价,用于描述链路的利用率或费用等。假设对于  $\forall v \in V, v$  将最新网络更新所获的状态信息认为是当前网络状态信息的瞬时值,即  $v$  已知  $d(e)$  和  $c(e), \forall e \in E$ 。

对于  $v \in V, T(s, D)$  是由源点  $s$  与目的节点集  $D$  构成的组播树, $c(T(s, D))$  为组播树的费用, $P_T(s, v)$  表示组播树  $T(s, D)$  上  $s$  到  $v$  的路由路径。延时约束费用最小组播路由问题就是要寻找一棵组播树  $T(s, D)$  满足:

$$\text{延时约束: } d(v) \leq D, \forall v \in D \quad (1)$$

$$\text{费用约束: 在所有满足延时约束的组播树中, } c(T(s, D)) \text{ 最小} \quad (2)$$

其中,  $D_v$  是节点  $v$  的延时限,  $d(v) = \sum_{e \in P_T(s, v)} d(e), c(T(s, D)) = \sum_{e \in T(s, D)} c(e)$ 。

可以证明此问题属于 NP 完全问题。

## 2.2 QoS 组播路由问题的模糊扩展

2.2.1 链路延时及费用的模糊化 由于网络节点不能得到网络状态信息的精确值,因此应将网络状态信息描述成模糊变量。注意,由于网络的拓扑相对稳定,因此这里仅将链路的时延和费用信息模糊化。下面,先讨论链路模糊时延的表示方法,链路的模糊费用类似。

与链路的瞬时清晰时延  $d(e)$  相区别,链路的模糊时延记为  $md(e)$ ,它可以用可能性分布或模糊数来表示。这里采用可能性分布的方式。链路的模糊时延  $md(e)$  可视为语言变量,其值可以是“接近  $d_0(e)$ ”,也可以是“大致接近  $d_0(e)$ ”, $d_0(e)$  为一个清晰数,因此时延  $d(e)$  的取值可以表达成命题“ $d(e)$  为  $md(e)$ ”,对应的可能性分布函数是:

$$\prod(d(e))(x) = \mu(md(e))(x), x \in X \quad (3)$$

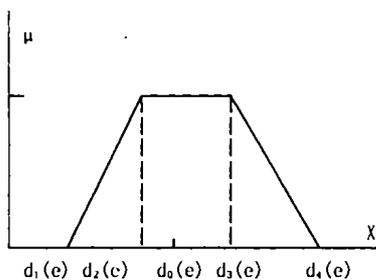


图1(a)  $md(e)$ 隶属度函数

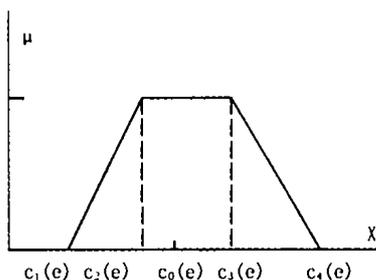


图1(b)  $mc(e)$ 隶属度函数

式中  $\mu(md(e))$  是链路的模糊时延  $md(e)$  的隶属度函数。表达  $md(e)$  的关键就是确定相应的  $\mu(md(e))$ 。我们可以采用图1(a)所示的梯形来表达  $\mu(md(e))$ ,这种表达方式将给计算带来许多方便。需要指出的是有关模糊系统的许多研究表明隶属度函数形状的选择并不会过多地影响系统的性能。图中

$d_0(e)$  为随机变量,是网络最新更新时所获得的链路时延的测量值,也是普通 QoS 路由选择时链路时延的取值。测量值与精确值的不一致程度使  $d_0(e)$  左边扩展到  $d_1(e), d_2(e)$ , 右边扩展到  $d_3(e), d_4(e)$ 。注意,图中梯形可以关于  $d(e) = d_0(e)$  左右两侧不对称,这使我们能够更加灵活地刻画  $md(e)$ 。至于  $d_1(e), d_2(e), d_3(e)$  和  $d_4(e)$  的取值,可以利用网络历次更新的链路时延的历史数据,运用模糊预测的方法进行估算。至此,我们已经得到了  $md(e)$ 。

类似地,我们可以得到链路模糊费用  $mc(e)$ ,如图1(b),具体来说,得到各个链路关于费用的参数  $c_1(e), c_2(e), c_0(e), c_3(e)$  和  $c_4(e), \forall e \in E$ 。

2.2.2 路径延时的模糊约束函数 对于普通的路径延时约束函数  $d(v) = \sum_{e \in P_T(s, v)} d(e)$ 。若链路时延模糊的时候,  $d(v)$  也是模糊随机变量,记为  $md(v)$ 。多维模糊随机变量  $md(v)$  的可能性分布可以定义为:

$$\prod(d(v))(x) = \sup_{\sum x_i = x} \{ \min(\prod(md(e))(x_i), e \in P_T(s, v)) \} \quad (4)$$

其中  $\prod(md(e))(x_i)$  是路径上链路时延的可能性分布函数,  $i = 1, 2, \dots, k, e \in P_T(s, v)$ 。

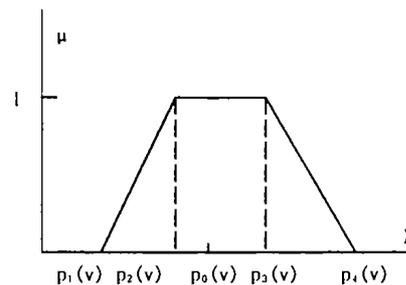


图2(a)  $md(v)$ 隶属度函数

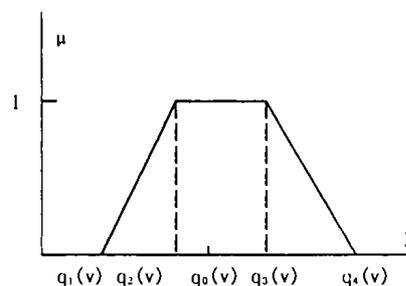


图2(b)  $mc(v)$ 隶属度函数

不难证明  $md(v)$  的可能性分布函数是形如图2(a)所示的梯形。其中,  $p_1(v) = \sum_{e \in P_T(s, v)} d_1(e), p_2(v) = \sum_{e \in P_T(s, v)} d_2(e), p_3(v) = \sum_{e \in P_T(s, v)} d_3(e), p_4(v) = \sum_{e \in P_T(s, v)} d_4(e), p_0(v) = \sum_{e \in P_T(s, v)} d_0(e)$ 。

为简便起见,以下用  $T$  代表  $T(s, D)$ 。若假设组播树  $T$  模糊费用为  $mc(T)$ ,同样地,我们可以得到  $mc(T)$  的可能性分布函数是形如图2(b)所示的梯形。其中,  $q_1(v) = \sum_{e \in T} c_1(e), q_2(v) = \sum_{e \in T} c_2(e), q_3(v) = \sum_{e \in T} c_3(e), q_4(v) = \sum_{e \in T} c_4(e), q_0(v) = \sum_{e \in T} c_0(e)$ 。

至此,我们已经得到了给定路径时延的可能性分布函数和给定组播树费用的可能性分布函数。

2.2.3 终点延时约束条件的模糊化 将 QoS 限制条件

模糊化允许用户和网络提供者能以更加灵活和互益的方式进行 QoS 要求的协商。尽管用户的 QoS 要求是用确定的界限来表达的,但大多数情况下,应用可以在这个确定界限的一定范围内协商。实际上,严格的 QoS 限制条件只是模糊化的 QoS 限制条件中所包含的一种特殊情况。这种严格的界限准则极有可能使一些非常好的解决方案甚至是最合适的方案被排除在外,其次,本来网络所获得的状态信息就是不精确的、模糊的,现在却要精确地将路由设计在严格的范围之内,这也是不恰当的。因此,我们有必要将 QoS 限制条件模糊化。

终点延时模糊约束  $G(v)$  可定义为正实数论域  $R_+$  上的一个模糊子集,对于  $\forall v \in D$ ,

$$G(v) = \int_{R_+} \frac{\mu(G)(d(v))}{d(v)} \quad (5)$$

式(5)中,  $\mu(G)(d(v))$  是路径  $P_T(s, v)$  时延对其模糊允许区间的隶属度,符号  $\int$  是“并”的意思。例如对于  $\forall v \in D, G(v)$  的隶属度函数可以用图3中降半梯形的形式来表达。 $G(v)$  在实数轴上有一个模糊的边界,也就是考虑从“完全允许”到“完全不允许”之间的过渡过程。其中  $D_1(v)$  定为普通时延约束中的  $DDCF(v), D_2(v)$  可以根据实际情况选定。

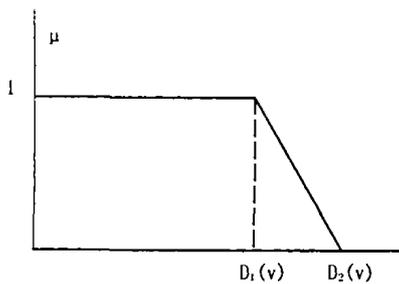


图3 路径时延的模糊允许  $G(v)$

2.2.4 终点延时的广义模糊约束 由于路径延时的约束函数和路径延时的允许范围都是模糊的,因此路径延时的约束属于广义模糊约束:  $md(v) \in G(v)$ , 对于  $\forall v \in D, \mu(md(v))$  与  $\mu(G(v))$  的相对位置刻画了路径模糊时延对相应的路径模糊允许范围的满意程度。因此,我们可以定义  $md(v)$  对  $G(v)$  的满足度  $\beta(v)$ :

$$\beta(v) = \frac{\int_{R_+} \mu(md(v))(x) \cdot \mu(G(v))(x) dx}{\int_{R_+} \mu(md(v))(x) dx} \quad (6)$$

(6)式中,分母为  $\mu(md(v))$  图形所覆盖的面积,而分子为被  $\mu(G(v))$  为权削减了的面积。当  $\mu(md(v))$  完全被  $\mu(G(v))$  的区间所覆盖时,  $\beta(v) = 1$ , 当  $\mu(md(v))$  完全位于  $\mu(G(v))$  的区间之外时,  $\beta(v) = 0$ , 当  $\mu(md(v))$  与  $\mu(G(v))$  相互干涉时,  $\beta(v) \in (0, 1)$ 。

通过以上分析,可将 QoS 组播路由的问题模型化为:

对于无向网络  $\langle V, E \rangle$ , 其中  $V$  是网络中所有节点的集合,  $E$  是网络中所有链路的集合, 对于  $\forall e \in E$ , 已知模糊时延  $md(e)$  和模糊费用  $mc(e)$ 。对于组播源节点  $s \in V$ , 和组播目的节点  $D \in v - \{s\}$ , 求组播树  $T$ , 并且

$$\begin{cases} \text{使 } T \text{ 的模糊费用模糊趋小, } mc(T) \rightarrow \min \\ \text{满足 } md(v) \in G(v), \forall v \in D \end{cases} \quad (7)$$

### 3 QoS 组播路由问题的模糊遗传算法 FG

根据以上问题描述,我们知道,约束函数、约束允许范围以及目标函数都是模糊的,如何将满足广义模糊约束的模糊

目标函数模糊趋小问题转化为普通的约束最优化问题,是我们必须解决的关键问题。

首先,对于(7)式,若组播终点的总数目为  $|D|$ , 则共有  $|D|$  个约束在设计空间中形成  $|D|$  个具有模糊边界的区域  $\Omega_i$ , 它们的交  $\Omega = \bigcap \Omega_i$ , 就是设计空间的模糊可用域。由于满足度  $\beta(v)$  就是组播树  $T$  对  $\Omega_i$  的隶属度, 这样根据模糊子集运算规则, 组播树  $T$  对  $\Omega$  的隶属度  $\beta(T) = \min(\beta(v), \forall v \in D)$ , 因此,我们考虑利用类似  $\alpha$ -水平截集解法的概念,将广义模糊约束化解成一系列的设防水平  $\alpha$ , 在不同的设防水平  $\alpha$  下求解模糊目标函数的最小值,即

$$\begin{cases} \text{求 } T, \text{ 使 } mc(T) \rightarrow \min \\ \text{并满足 } \beta(v) \geq \alpha, \forall v \in D \end{cases} \quad (8)$$

其次, (8)式中  $mc(T)$  仍然是一个模糊变量, 由于已知  $mc(T)$  确切的隶属度函数, 我们考虑用面积中心法(COA)将  $mc(T)$  解模糊成一个清晰度量  $c_m(T)$ 。关于模糊信息的清晰化, 有许多方法。这里, 我们假设已经通过某种方法通过  $mc(T)$  获得了  $c(T)$ 。这样, 我们就将广义模糊约束的模糊目标函数模糊趋小问题转化成为普通的约束最优化问题。即在不同的设防水平  $\alpha$  下, 求解清晰目标函数的最小值。

$$\begin{cases} \text{求 } T, \text{ 使 } c_m(T) \rightarrow \min \\ \text{并满足 } \beta(v) \geq \alpha, \forall v \in D \end{cases} \quad (9)$$

#### 3.1 遗传算法

当给定一个设防水平  $\alpha$ , 我们利用文[15]中的遗传算法为基础, 并作某些改进, 求解(11)式的非模糊优化问题。算法的具体过程参见文[15], 这里仅将文[15]中遗传算法的适应度函数的改进简要说明如下:

FG 算法的适应度函数定义为  $f(T) = \frac{\gamma}{c_m(T)} \times \prod_{v \in D} \Phi(\beta(v) - \alpha)$ ,  $\Phi(Z) = \begin{cases} r \cdot r_d & Z < 0 \\ 1 & Z \geq 0 \end{cases}$ , 该适应度函数较文[15]的算法多了自适应功能。其中,  $\gamma$  是正实数;  $\Phi(Z)$  是惩罚函数, 当  $\beta(v) \geq \alpha$ , 其值为1, 否则等于  $r \cdot r_d (0 < r < 1, 0 < r_d < 1)$ 。  $r_d$  为一个事先确定的值,  $r_d$  决定了当一条路径延时不合格时, 对其惩罚的上限,  $r$  为自适应惩罚因子, 是迭代次数和群体中不可行解数目的函数,  $r = (1 - h/N_g) \cdot (\text{innum}/N_p)$ ;  $N_g$  是遗传算法的总迭代次数,  $h$  是当前的迭代次数,  $\text{innum}$  是群体中不可行解的数目,  $N_p$  是种群规模。当遗传算法运行的初期或不可行解数目较多时, 惩罚程度较轻, 这样有利于保存种群个体的多样性, 便于交叉、变异后产生新的可行解; 而当遗传算法迭代次数增加或不可行解的数目较少时, 惩罚力度加大, 这样有利于算法的收敛。

整个算法通过限定最大遗传代数  $N_g$  控制运行的结束。对于  $N_a$  个设防水平  $\alpha$ , 我们要运行  $N_a$  次遗传算法, 得出一系列具有不同  $\alpha$  的最优组播树  $T(\alpha)$ , 构成模糊约束模糊优化的解集合。

#### 3.2 模糊解集合的处理和路由选择

对于所得到的模糊解集合, 决策者可以依据不同的评判标准采用不同的方法, 选择其中一个解输出。在 FG 中我们按照  $\alpha$  值由小到大对相应的候选组播树进行排队, 首先输出对应  $\alpha$  值最小的组播树, 建立路由, 若路由失败则输出第二棵组播树, 以此类推。若解集合中的  $N_a$  棵组播树都尝试过了仍不能成功建立路由, 才认为此次路由请求失败。不难看出,  $N_a$  的值越大, 可供选择的组播树越多, 但同时算法的复杂度也越大。

设网络  $N < V, E >$  有  $|E|$  条链路,  $|V|$  个结点,  $|D|$  个组播目的节点。最坏情况下, 运行一次遗传算法的计算复杂度为  $O$

$(N_r \cdot N_p \cdot |E| \cdot |V|)^{[15]}$ 。对于  $N_a$  设防水平  $\alpha$ , 我们要运行  $N_a$  次遗传算法, 因此 FG 算法的计算复杂度为  $O(N_r \cdot N_p \cdot |E| \cdot |V| \cdot N_a)$ 。当然若运用并行计算技术, 则计算复杂度可成倍地降低。事实上, 一般路由器均为多处理器, 为实现并行技术提供了可能。

#### 4 仿真实验

本节的仿真实验主要研究 FSR 算法的路由平均成功率、组播树的费用优化精度和算法的计算复杂度。仿真实验环境: P III 800, 1024k cache 和 128M 内存。在本实验中采用基于门限的触发机制实现网络状态更新。th 为给定的门限值。显然, th 越大则网络状态的非精确性越大。

实验仿真平台, 由随机网络拓扑生成器产生有线网络的实验网络拓扑。网络的节点平均度为 4, 连接的延时约束条件  $D_{max}$  在  $[40, 200]ms$  中均匀分布, 链路延时的测量值  $d_0(e)$  在  $[5, 50ms]$  中取值,  $d_1(e) = d_0(e) * (1 - \psi_{e1})$ ,  $d_2(e) = d_0(e) * (1 - \psi_{e2})$ ,  $d_3(e) = d_0(e) * (1 + \psi_{e3})$ ,  $d_4(e) = d_0(e) * (1 + \psi_{e4})$ , 链路延时的瞬时值  $d(e)$  属于模糊集合  $md(e)$ 。其中,  $0 < \psi_{e2} < \psi_{e1} \leq th$ ,  $0 < \psi_{e3} < \psi_{e4} \leq th$ 。链路费用的测量值  $c_0(e)$  在  $[2, 200ms]$  中取值,  $c_1 = c_0(e) * (1 - \rho_{e1})$ ,  $c_2 = c_0(e) * (1 - \rho_{e2})$ ,  $c_3 = c_0(e) * (1 + \rho_{e3})$ ,  $c_4 = c_0(e) * (1 + \rho_{e4})$ , 链路费用的瞬时值  $cost(e)$  属于模糊集合  $mc(e)$ 。其中,  $0 < \rho_{e2} < \rho_{e1} \leq th$ ,  $0 < \rho_{e3} < \rho_{e4} \leq th$ 。对

于  $\forall v \in D$ , 令  $G(v)$  中  $D_1(v) = D_{max}$ ,  $D_2(v) = (1 + 1\%) \cdot D_{max}$ 。

#### 4.1 路由请求的平均成功率

在评价路由请求的成功率时, 我们以 LDT、TB-GA<sup>[16]</sup> 作参考, 这是因为最短延时组播路由算法 LDT, 其获得的最小延时组播树是由组播源点与各组播终点的最短延时路径组成, 在所有延时约束的组播路由算法中其路由请求的平均成功率最高; 而 PB-GA 是利用概率论解决基于非精确状态的 QoS 组播路问题, 在相同仿真环境下, 有必要与它们的路由性能进行对比, 以突出概率论方法和模糊方法在研究基于非精确状态的 QoS 路由问题上的不同效果。

成功的路由请求被定义成算法计算并建立的组播树满足延时约束。算法的路由请求成功率是经过大量实验得到的统计值。路由请求的平均成功率 = 成功的路由请求次数 / 总路由请求次数。对于传统方法, 即 LDT、PB-GA, 当且仅当  $d(v) \leq D_1(v)$ ,  $\forall v \in D$ , 才认为路由请求成功。而对于 FG 算法, 当且仅当  $d(v) \leq D_2(v)$ ,  $\forall v \in D$ , 则认为路由请求成功。

在某时刻, LDT 算法以本次网络更新所获的链路状态信息为基础, 进行路由选择。对于 PB-GA 算法, 假设  $d(e)$  在  $[d_2(e), d_3(e)]$  中服从均值为  $(d_2(e) + d_3(e)) / 2$ , 方差为  $(\frac{d_3(3) - d_2(e)}{6})^2$  的正态分布。

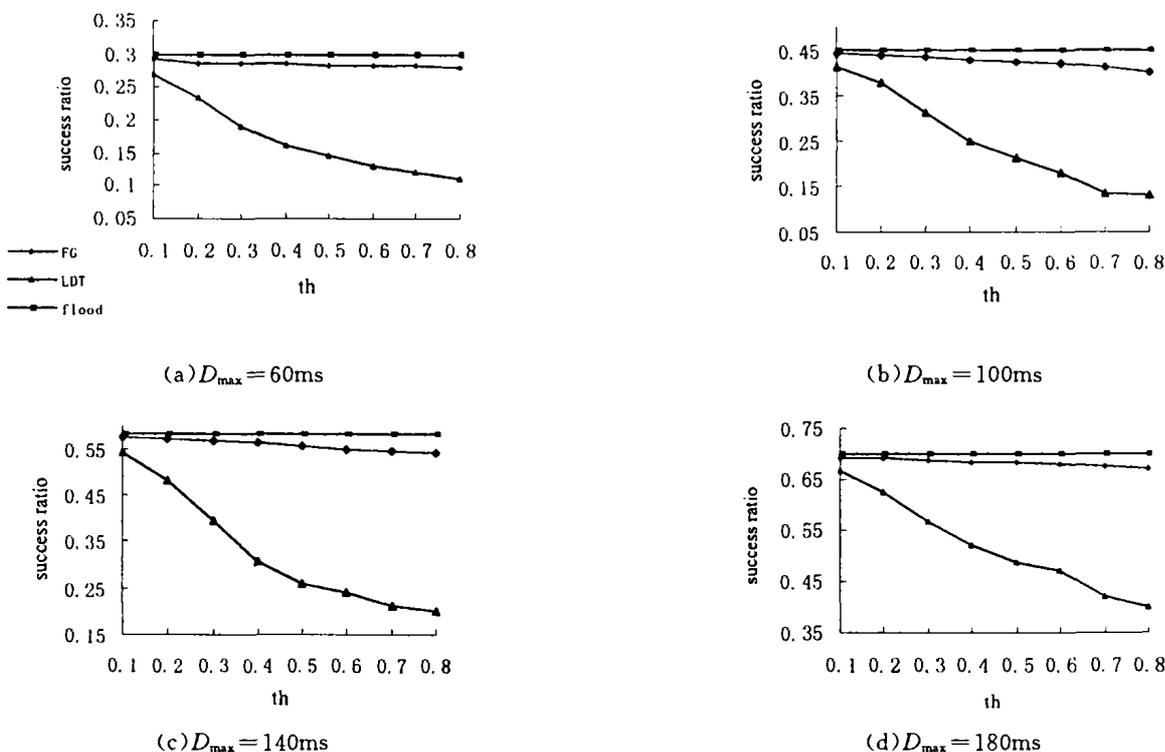


图4 算法的路由成功率对比

图4比较了三种算法在  $|V|=50$ ,  $|D|=15$  时, 不同延时限制条件下, 路由成功率随门限值 th 增加而发生变化的情况。FG 算法的参数设置如下:  $N_r=50$ ,  $N_p=40$ ,  $P_m=0.06$ ,  $r_d=0.6$ ,  $\alpha=0.5, 0.65, 0.8$ ,  $N_a=3$ , PB-GA 算法的参数设置如下:  $H=50$ ,  $POP=40$ ,  $P_m=0.06$ ,  $r_d=0.6$ ,  $K=3$ 。这里  $P_m$  均为发生变异的概率。从图4中可以看出: ①在门限值 th 小于或等于 10% 时, 三种算法的成功率比较接近, 随着门限值的增大, LDT 算法的成功率急剧减小, 而 FG 和 PB-GA 算法的成功率下降不明显。这意味着, 若要维持相同的成功率, LDT 所需的触发门限比 FG 和 PB-GA 的小得多, 即要求网络更频繁的更新, 这将导致更大的网络负载; ②FG 算法的路由成功率

比 PB-GA 的大。这主要是因为首先 FG 算法考虑了 QoS 限制条件的模糊性, 增大了可行解空间, 其次 FG 算法用模糊变量描述网络状态的变化, 能更有效地把握复杂的网络全局状态的不确定性, 包容更多的网络状态可能出现的情况, 而 PB-GA 算法是一种基于概率的非精确状态 QoS 路由算法, 它用传统的经典的集合描述网络状态的变化, 然后假设网络状态在经典集合中服从某种特定的分布, 仅考虑了网络状态的随机不确定性, 而假设前提也将某些可能出现的情况排除在外, 因而有可能将一些优化解漏失; ③随着 QoS 限制条件的放宽, 三种算法的成功率都有所提高。

#### 4.2 FG 算法的费用精度

由于当已知网络精确的全局状态时,BSMA 算法<sup>[17]</sup>是确定性 QoS 组播路由算法中精度最高的,因此在评价算法的精度时用 BSMA 算法作为参考对比。定义相对费用  $\epsilon = \text{cost}(T_A) / \text{cost}(T_{BSMA})$ ,这里 A 代表 FG 算法或 PB-GA 算法。图5中 FG 的参数设置如下: $N_r=50, N_p=45, P_m=0.05, r_d=0.6, \alpha=0.5, 0.6, 0.7, N_s=3$ ;PB-GA 算法的参数设置如下: $H=50,$

$POP=40, P_m=0.06, r_d=0.6, K=3$ 。从图5中可以看出,在适当选择群体规模,遗传代数,惩罚因子和设防水平的情况下,FG 算法比 BSMA 算法的精度高;FG 算法的费用精度比 PB-GA 算法的更高,这是因为 FG 算法,将 QoS 限制条件表达成模糊允许范围,这相当于扩大了解空间,可以发现更多的低费用的可行解。

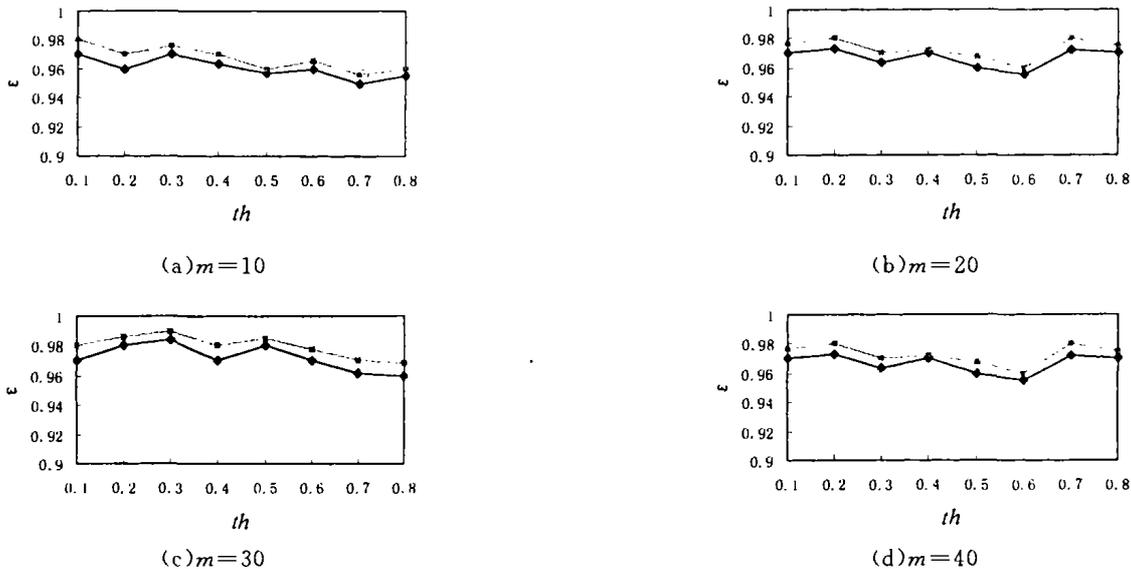


图5  $\epsilon$  随  $th$  变化对比 ( $|V|=100$ )

### 4.3 算法的运行时间

考虑到实际路由器一般都是多处理器,易于采用并行处理技术,因此,我们将 FG 算法的仿真运行时间/ $N_s$  作为 FSR 的实际运行时间。表1比较了 FG 算法、PB-GA 两种算法的运行时间。表中组播规模为20%。从表1可以看出,FG 算法和 PB-GA 算法的运行时间随网络节点的增加而升高的速度并不太快,非常适合大中型网络。

以上仿真实验说明,模糊 QoS 路由求解模型比概率 QoS 路由求解模型更能从本质上反映网络所固有的不确定性,模糊 QoS 路由算法能够获得比基于概率 QoS 路由算法更好的路由性能。

表1 算法运行时间比较

节点数	链路数	FG 的 CPU 运行时间(s)	PB-GA 的 CPU 运行时间(s)
20	31	0.11	0.12
40	90	0.15	0.18
60	125	0.31	0.34
80	174	0.58	0.63
100	200	0.82	0.91
120	239	1.32	1.47
140	294	2.13	2.26
160	334	2.56	2.74
180	375	3.54	3.77

**总结** 本文将模糊集合论的基本原理应用于 QoS 组播路由问题,充分考虑网络节点所获信息的模糊性和随机性,以及 QoS 约束条件的模糊界限这一客观存在的性质,提出了 QoS 组播路由的模糊求解模型和一种新的 QoS 组播路由的模糊遗传算法 FG。仿真实验表明 FG 算法能有效屏蔽网络状态的非精确性,保持较高的路由成功率,而且 FG 算法精度度,计算复杂度相对较低,非常适应动态变化的实际网络环境。本文提出的 FG 算法虽然是用于求解延时约束费用最小的 QoS 组播路由问题,但其基本原理和方法可直接推广到其他 QoS 组播路由问题的求解。

### 参考文献

- 1 Guerin R A, Orda A. QoS Routing in Networks wit Inaccurate Information: Theory and Algorithms. IEEE/ACM Trans. Networking, 1999, 6: 350~364
- 2 Lorenz D H, Orda A. QoS Routing in Networks with Uncertain Parameters. IEEE/ACM Trans. Networking, 1998, 6: 768~778
- 3 Chen Shigang. Routing Support for Providing Guaranteed End-to-End Quality-of-Service. [Ph. D dissertation]. Engineering College of Computer Science, University of Illinois at Urbana-Champaign, 1999
- 4 Zadeh L A. Fuzzy Sets. Information and Control, 1965, 8: 338~353
- 5 Chanas S. Fuzzy optimization in networks. In: optimization models using fuzzy sets, possibility theory, D. Reidel Publishing Company, The Netherlands, 1987. 303~327
- 6 Aboelela E, Douligieris C. Fuzzy multiobjective routing model in B-ISDN. Computer Communications, 1998, 21(17): 1571~1584
- 7 Chemouil P, Dhalfet J, et al. A fuzzy control approach for adaptive traffic routing. IEEE Communications Magazine, 1995, 33(7): 70~76
- 8 Aboelela E, Douligieris C. Fuzzy inference system for QoS routing in B-ISDN. In: IEEE 1998 Canadian Conf. on Electrical and Computer Engineering (CCECE' 98/CCGEI' 98), Waterloo, Ontario, Canada, May 1998. 141~144
- 9 Aboelela E, Douligieris C. Routing in multimetric networks using a fuzzy link cost. In: The Second IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC' 97), July 1997. 397~401
- 10 Mouth A S, Kohout L J. Using BK-product of fuzzy relations on QoS adaptive communication. In: IFSA World Congress and 20th NAFIPS Int. Conf. 2001, Vol. 2. 2001. 681~686
- 11 Vasilakos A, Anagnostakis K, Pitsillides A. An evolutionary fuzzy algorithm for QoS and Policy Based Inter-Domain Routing in Heterogeneous ATM and SDH/SONET Networks. EUFIT' 97, Aachen, Germany
- 12 Vasilakos A, et al. Evolutionary fuzzy prediction for strategic QoS routing in Broadband networks. 1998 World Congress on Computational Intelligence, 1998, 2: 1488~1493
- 13 Wang Z, Crowcroft J. Quality of service for supporting multimedia applications. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1996, 14(7): 1228~1234
- 14 刘锡荟,汪海燕. 网络模糊随机分析—原理、方法与程序. 北京: 电子工业出版社, 1991
- 15 Wang Zhengying, Shi Bingxin, Zhao Erdun. Bandwidth-delay-constrained least-cost multicast routing based on heuristic genetic algorithm. Computer Communications, 2001, 24: 685~692
- 16 Zhu Q, Parsa M, Garcia-Luna-Aceves J J. A Source-Based Algorithm for Delay-Constrained Minimum-Cost Multicasting. IEEE INFOCOM 95, Boston, MA, April 1995
- 17 陈萍,董天临. 基于非精确状态的 QoS 组播路由遗传算法. 应用科学学报, 2003(1)