

NGI 中一种混合智能 QoS 组播路由算法 *

王军伟^{1,3} 王兴伟^{1,2} 黄敏²

(东北大学计算中心 沈阳 110004)¹ (东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110004)²

(东北大学秦皇岛分校 秦皇岛 066004)³

摘要 针对满足多个约束条件的服务质量 (Quality of Service, QoS) 组播路由的特点,提出了一种下一代互联网 (Next Generation Internet, NGI) 中基于粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 和遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 的混合智能 QoS 组播路由算法。给出了 QoS 组播路由问题模型及其数学描述,结合 PSO 的快速搜索和 GA 的全局寻优能力,解决了多约束 QoS 组播路由问题,并在多个实际的和虚拟的网络拓扑上进行了仿真实验与性能评价。仿真结果表明,本文提出的算法是可行和有效的。

关键词 QoS, 组播, 路由, 遗传算法, 粒子群优化算法

A Hybrid Intelligent QoS Multicast Routing Algorithm in NGI

WANG Jun-Wei^{1,3} WANG Xing-Wei^{1,2} HUANG Min²

(Computing Center, Northeastern University, Shenyang 110004)¹

(School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004)²

(Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004)³

Abstract Taking the characteristics of multi-constrained QoS (Quality of Service) routing in NGI (Next Generation Internet) into account, a hybrid intelligent multicast QoS routing algorithm based on PSO (Particle Swarm Optimization) and GA (Genetic Algorithm) is presented. The corresponding model and its mathematical description are introduced. Combining fast searching ability of PSO and global optimization ability of GA, the multi-constrained QoS (such as bandwidth, delay, delay jitter and error rate) multicast routing problem is solved. Simulation research and performance evaluation have been done over some actual and virtual network topologies. It has been shown that the proposed algorithm is both feasible and effective.

Keywords QoS, Multicast, Routing, GA, PSO

1 引言

随着网络技术和多媒体技术的飞速发展,网络多媒体业务,如计算机会议、视频点播、远程教育、协同工作等,将成为下一代互联网 (Next Generation Internet, NGI) 的主流业务,而服务质量 (Quality of Service, QoS) 组播路由是实现这些业务的关键技术之一,已成为 NGI 中的重要研究课题。QoS 组播路由的核心问题是建立满足特定 QoS 参数要求的组播树,通常形式化为图论中的 Steiner 问题,通过求解 Steiner 最小树来求解代价最小的组播树。由于该问题是 NP 完全问题^[1],通常需要采用启发式算法或智能优化算法予以解决。

文[2]首先设定链路和目的节点的 QoS 级别,定义链路代价是其 QoS 级别的线性函数,然后用启发式算法得到代价最小的组播树。由于算法假定所有组播目的节点具有相同的 QoS 约束,使算法的实际应用受到了限制。文[3]主要解决在非精确状态信息下带宽和延时受限的路径选择问题,引入了概率模型,利用中心极限定理和拉格朗日松弛技术,分别构造带宽受限最大概率路径选择问题模型和延时受限最大概率路

径选择问题模型,寻找满足约束条件的非劣解集,组合得出最优组播树,所考虑的 QoS 参数较少,算法具有一定的局限性。文[4]对网络组播服务提出了一种通用的模型结构,设计了无环路径选择协议,并提出一种可扩展的分布式路径计算算法,具有和链路状态协议相同的性能且运行开销更小,但是算法的时间复杂度较高。文[5]针对 QoS 参数的多样性,提出了利用遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 解决带有多维约束的组播路由生成算法,提出了矢量约束的概念,根据参数的实际物理意义,在进化的各阶段灵活调整各参数的大小,生成的组播树能够适应各种 QoS 参数的要求。文[6~8]分别将蚁群、禁忌搜索和模拟退火等智能优化算法引入 QoS 组播树计算中,分析了在组播路由问题中应用智能算法所面临的关键问题并提出了合理的解决方案。此类智能算法对于算法中参数的选取具有较高的要求,参数选择不当,容易陷入局部最优,甚至找不到优化解。

综合考虑已有算法的优缺点,本文提出一种基于粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法和 GA 的混合智能 QoS 组播路由算法。PSO 拥有计算简单、运算速度快的特点^[9,10],但是由于群体共享的是粒子本身所经历过的最佳

* 基金项目:新世纪优秀人才支持计划资助;国家自然科学基金资助项目(60473089);国家发改委 CNGI 示范工程资助项目(CNGI-04-13-27、CNGI-04-6-27 和 CWGI-04-15-7A)。王军伟 博士研究生,主要研究方向为下一代互联网、QoS 组播路由;王兴伟 教授、博士生导师,主要研究方向为下一代互联网、移动无线互联网、IP/DWDM 光互联网;黄敏 教授、博士生导师,主要研究方向为算法设计与优化。

位置和整个群体中所有粒子所经历过的最佳位置两类信息,因此容易陷入局部最优。而 GA 共享整个种群信息,全局搜索能力很强^[1]。但为了保证群体的多样性,GA 的初始种群往往是随机生成的,这往往会加长算法的收敛时间,使运算速度变慢。鉴于此,本文把两种算法相结合,所提出的算法既能快速解决问题,又能避免陷入局部最优。仿真结果表明,该算法是可行和有效的。

2 问题模型

网络模型化为一连通图 $G(V, E)$, V 是图中节点的集合, E 是图中边的集合。对任意节点 $v_i \in V (i=1, 2, 3, \dots, |V|)$, 考虑如下参数:延迟、延迟抖动和出错率;对 $\forall v_i, v_j \in V$ 之间边 $e_{ij} \in E (j=1, 2, 3, \dots, |V|)$, 考虑如下参数:可用带宽、延迟和出错率。简单起见,本文把节点参数归并到在路径上其下游边的参数中。这样, e_{ij} 上的参数变为:可用带宽 bw_{ij} 、延迟 del_{ij} 、延迟抖动 jt_{ij} 和出错率 ls_{ij} 。

现指定源节点 $v_s \in V$, 目的节点集合 $M \subseteq V$, 寻找一棵树 $T(W, F), M \subseteq W \subseteq V, F \subseteq E$, 在 $T(W, F)$ 上从 v_s 到 $v_m \in M (m=1, 2, 3, \dots, |M|)$ 的路径满足如下条件:

A1) 路径 $p_T(s, m)$ 上所经过边的最小可用带宽不小于 v_m 的带宽要求 $bw_req(m)$ 。

A2) 路径 $p_T(s, m)$ 上所经过边的总延迟不大于 v_m 的延迟要求 $del_req(m)$ 。

A3) 路径 $p_T(s, m)$ 上所经过边的总延迟抖动不大于 v_m 的延迟抖动要求 $jt_req(m)$ 。

A4) 路径 $p_T(s, m)$ 上所经过边的总出错率不大于 v_m 的出错率要求 $ls_req(m)$ 。

在实施 QoS 的过程中,用户追求的目标是在保证带宽的情况下所选择路径的延迟、延迟抖动和出错率尽量小。因此,分别构造从 v_s 到 v_m 间各段链路的延迟、延迟抖动和出错率对用户 QoS 要求的适合隶属函数,来表征用户对链路的满意程度。

链路延迟适合隶属函数 g_1 为:

$$g_1 = \begin{cases} 0 & del > del_req(m) \\ \epsilon & del = del_req(m) \\ 1 - e^{-\frac{(del_req(m) - del)^2}{\sigma_1^2}} & del < del_req(m) \end{cases} \quad (1)$$

链路延迟抖动适合隶属函数 g_2 为:

$$g_2 = \begin{cases} 0 & jt > jt_req(m) \\ \epsilon & jt = jt_req(m) \\ 1 - e^{-\frac{(jt_req(m) - jt)^2}{\sigma_2^2}} & jt < jt_req(m) \end{cases} \quad (2)$$

链路出错率适合隶属函数 g_3 为:

$$g_3 = \begin{cases} 0 & ls > ls_req(m) \\ \epsilon & ls = ls_req(m) \\ 1 - e^{-\frac{(ls_req(m) - ls)^2}{\sigma_3^2}} & ls < ls_req(m) \end{cases} \quad (3)$$

其中, ϵ 是一个远小于 1 的正纯小数; del, jt 和 ls 是从 v_s 到 v_m 间各段链路的延迟、延迟抖动和出错率, σ_1, σ_2 和 σ_3 均为正常数。

定义链路用户 QoS 满意度如下:

$$Q(u) = \alpha_1 * g_1 + \alpha_2 * g_2 + \alpha_3 * g_3 \quad (4)$$

其中, α_1, α_2 和 α_3 分别代表根据应用属性确定的延迟、延迟抖动和出错率在 QoS 要求中的不同权重, $\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 = 1$ 。

对于网络提供方而言,其目标是在保证满足用户延迟、延迟抖动和出错率的前提下,尽可能地把用户请求分配到可用

带宽最大的链路中去,以便接纳更多的用户请求,减小用户请求失败概率,避免网络拥塞。因此,定义链路的网络提供方 QoS 满意度如下:

$$Q(n) = \begin{cases} 0 & bw < bw_req(m) \\ \epsilon & bw = bw_req(m) \\ (\frac{bw - bw_req(m)}{bw_req(m)})^k & bw > bw_req(m) \end{cases} \quad (5)$$

其中, bw 为所选链路的可用带宽; k 为常数, $k > 1$; ϵ 的含义同上。

定义链路的代价为:

$$C(r) = \frac{\lambda}{Q(u)} + \frac{1-\lambda}{Q(n)} \quad (6)$$

其中, r 代表网络中的链路, λ 为协调用户 QoS 满意度和网络提供方 QoS 满意度的权重因子。

路径 $p_T(s, m)$ 的代价为:

$$C(p) = \sum_{r \in p_T(s, m)} C(r) \quad (7)$$

组播树的代价为树上所有链路代价之和。路由算法的目标是在满足上述 A1) ~ A4) 的前提下追求组播树的代价最小。

数学模型描述如下:

$$C(T(s, M)) = \sum_{r \in T(s, M)} C(r) \rightarrow \min\{C(T(s, M))\} \quad (8)$$

$$s. t. bw(p_T(s, m)) = \min\{bw(r) | r \in p_T(s, m)\} \geq bw_req(m) \quad (9)$$

$$del(p_T(s, m)) = \sum_{r \in p_T(s, m)} del(r) \leq del_req(m) \quad (10)$$

$$jt(p_T(s, m)) = \sum_{r \in p_T(s, m)} jt(r) \leq jt_req(m) \quad (11)$$

$$ls(p_T(s, m)) = 1 - (\prod_{r \in p_T(s, m)} (1 - ls(r))) \leq ls_req(m) \quad (12)$$

其中, $T(s, M)$ 代表 s 到 M 的组播树, 式(9)~(12)与条件 A1) ~ A4) 相对应。各组播目的节点可以具有不同的 QoS 参数要求。

3 算法描述

基于 PSO 和 GA 的混合智能 QoS 组播路由算法基本思想描述如下:利用 PSO 计算出从源节点到每个组播目的节点符合约束条件的路径集,从中选取路径构成染色体,通过 GA 寻优找出代价最小的组播树。

3.1 初始路径集与概率矩阵

定义 1 设 S 是一个非空队列,从队列 S 到 S 的一个双射称为 S 的一个置换。

定义 2 对于一个有 n 个元素的队列 S , S 上所有 $n!$ 个不同置换的全体记作 S_n 。

定义 3 设 $\Psi_1, \Psi_2 \in S_n$, 定义 S_n 上的二元运算“ \oplus ”,使得 $\Psi_1 \oplus \Psi_2$ 表示对 S 中的元素先应用 Ψ_1 再应用 Ψ_2 所得到的置换。

定义 4 定义 S_n 上的二元运算“ \otimes ”,表示“ \oplus ”的逆运算。根据经典 PSO 算法构造本文算法中粒子的速度公式如下:

$$V_{id}(t+1) = w * V_{id}(t) \oplus c_1 * rand() * [P_{id}(t) \otimes X_{id}(t)] \oplus c_2 * rand() * [P_{gd}(t) \otimes X_{id}(t)] \quad (13)$$

其中 w, c_1, c_2 是反映权重的参数,分别调节速度、粒子当前位置和它所经历最佳位置的偏差、粒子当前位置和整个粒子群所经历最佳位置的偏差的权重, $rand()$ 为随机数。

相应地,粒子移动的下一个位置的计算公式定义为:

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) \oplus V_{id}(t) \quad (14)$$

对于从 v_i 到 $v_m \in M, 1 \leq m \leq |M|$, 要求建立的一条路径可以看作是 $(v_i, v_1, v_2, \dots, v_k, v_m)$ 的一个序列, 节点的先后顺序表示其在路由上的前后接续关系。利用 PSO 算法经过一系列的置换, 通过计算从 v_i 到 v_m 路径的代价, 找到满足约束条件(9)~(12)的路径, 同时记录下每一条路径的代价。

满足约束条件的路径组成路径集 $Q_m = \{p_m^1, p_m^2, \dots, p_m^n\}$, 其中, p_m^j 代表从源节点到目的节点 m 的第 j 条路径。为了方便 GA 的实施, 采用对已有路径进行随机复制的方法, 以路径集中路径最多的路径集为标准进行扩充, 使所有路径集大小相同, 假定其值为 n 。这些路径集中的成员构成了组播树染色体的基因, 由于在路径集中代价越小的路径在染色体构成的过程中被选择的概率越大, 因此初始化路径的概率矩阵 $P_{|M| \times n}$ 并以此值作为 GA 在染色体构成的过程中基因选择的概率。

$$P_{|M| \times n} = \begin{bmatrix} \frac{1}{C_1^1} & \frac{1}{C_1^2} & \dots & \frac{1}{C_1^{|M|}} \\ \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{C_1^i}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{C_1^i}} & \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{C_1^i}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{C_1^i}} & \dots & \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{C_1^i}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{C_1^i}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{1}{C_{|M|}^1} & \frac{1}{C_{|M|}^2} & \dots & \frac{1}{C_{|M|}^{|M|}} \\ \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{C_{|M|}^i}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{C_{|M|}^i}} & \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{C_{|M|}^i}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{C_{|M|}^i}} & \dots & \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{C_{|M|}^i}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{C_{|M|}^i}} \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中, C_j^i 代表从源节点到目的节点 j 的第 i 条路径的代价。对于由复制而产生的扩充路径, 每条路径的概率为原路径的概率除以扩充的次数。

3.2 染色体编码与遗传终止条件

从每个路径集 Q_m 中依概率选择一条路径, 组成一颗组播树。将每条路径在原路径集中对应的位置标号依次排列为长度为 $|M|$ 的整数序列, 即构成了组播树的染色体编码。其适应度函数定义为:

$$F(T) = \frac{1}{C(T(s, M))} = \frac{1}{\sum_{r \in T(s, M)} C(r)} \quad (16)$$

为了加快算法的收敛速度, 采用进化代数和概率矩阵的信息熵相结合作为遗传终止条件。

定义 5 设 S 是 s 个数据样本的集合。假定类标号属性具有 n 个不同的值, 定义 n 个不同类 $c_i (i=1, 2, \dots, n)$ 。设 s_i 是类 c_i 中的样本数, 对一个给定的样本分类的期望信息构成信息熵, 由下式给出:

$$I(s_1, s_2, \dots, s_n) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_{10}(p_i) \quad (17)$$

其中 $i=1, 2, \dots, n, p_i$ 是任意样本属于 c_i 的概率^[12]。

由于遗传算法的进化策略, 式(15)的熵值随着进化的不断进行而逐步减少, 到最后收敛时整个系统总的信息熵值(式(18))等于零。

$$S_{entropy} = - \sum_{i=1}^{|M|} \left(\sum_{j=1}^n p_{ij} \log_{10}(p_{ij}) \right) \quad (18)$$

为了节省计算时间, 算法选取 $S_{entropy} \leq 5\% S_{init}$ 作为遗传结束条件, 其中 S_{init} 代表熵的初始值。

3.3 算法描述

在 PSO 中, 粒子群规模设为 I , 迭代次数设为 N , 第 m 个组播目的节点的路径集设为 Q_m , Q_m 集合中元素个数设为 K_m 。第 m 个组播目的节点, 第 i 个粒子在第 n 次迭代的位置、速度及其对应路径的代价分别用 X_{in}^m, V_{in}^m 和 $C(X_{in}^m)$ 表示, 到第 n 次迭代时第 i 个粒子和整个粒子群经历过的最佳位置

分别用 P_i^n 和 P_g^n 表示, 初始粒子生成的阈值设为 F 。在 GA 中, 种群规模设为 J , 进化代数设为 T , 第 j 条染色体及其在第 t 次进化的适应度分别设为 R_{ij} 和 F_{ij} , 交叉率设为 P_c , 变异率设为 P_b 。

步骤 0 初始化: $m=1, i=1, n=0, Q_m = \Phi, K_m=0, j=1, t=0, f=0$ 。

步骤 1 $f=f+1$ 。若 $f>F$ 则与用户协商; 若成功, 则转步骤 0; 若不成功, 算法结束。否则, 随机生成 I 个粒子, 若满足式(9)~(12), 根据式(7)分别计算 $C(X_{in}^m), C(X_{in}^m), \dots, C(X_{in}^m)$, 且令 $f=0$, 否则, 转步骤 1。

步骤 2 令 $P_i^n = X_{in}^m, P_g^n = \{P_i^n | C(P_i^n) = \min\{C(X_{in}^m), C(X_{in}^m), \dots, C(X_{in}^m)\}\}$ 。

步骤 3 令 $n=n+1$ 。根据式(13)和式(14)分别计算 V_{in}^m 和 X_{in}^m 。

步骤 4 判断 X_{in}^m 所对应路径是否满足式(9)~(12)。若不满足, 则转步骤 8, 否则转步骤 5。

步骤 5 判断 $Q_m \cap X_{in}^m$ 是否为空。若是, 则令 $Q_m = Q_m \cup X_{in}^m, K_m = K_m + 1$, 否则转步骤 6。

步骤 6 计算 $C(X_{in}^m)$ 。若 $C(X_{in}^m) < C(P_i^n)$, 则令 $P_i^n = X_{in}^m$, 转步骤 7, 否则转步骤 8。

步骤 7 若 $C(X_{in}^m) < C(P_g^n)$, 则令 $P_g^n = X_{in}^m$ 。否则转步骤 8。

步骤 8 令 $i=i+1$ 。若 $i>I$, 则转步骤 9, 否则转步骤 3。

步骤 9 若 $n>N$, 则转步骤 10, 否则转步骤 3。

步骤 10 令 $m=m+1$ 。若 $m>|M|$, 则转步骤 11, 否则, 转步骤 1。

步骤 11 按照 K_m 的最大值对 Q_m 路径集扩充并根据式(15)和式(18)分别计算 $P_{|M| \times n}$ 和 S_{init} 。

步骤 12 根据 $P_{|M| \times n}$ 中路径的概率值产生 J 条染色体。

步骤 13 根据式(16)计算 F_{ij} 。令 $F = \max\{F_{i1}, F_{i2}, \dots, F_{ij}\}$, 更新 $P_{|M| \times n}$, 其对应染色体直接遗传到下一代。

步骤 14 采用赌轮策略^[11], 依适应度选取双亲 R_a 和 R_b 。

步骤 15 若 $rand() < P_c$, R_a 和 R_b 交叉, 得两个子代染色体, 选取适应度大的个体并设为 R_{ij} , 否则转步骤 16。

步骤 16 若 $rand() < P_b$, 对 R_{ij} 执行变异操作, 否则转步骤 17。

步骤 17 令 $j=j+1$ 。若 $j>J$, 则转步骤 18, 否则转步骤 14。

步骤 18 令 $t=t+1$, 根据式(18)计算 S 。

步骤 19 若 $S < 0.5 * S_{init}$, 或 $t>T$, 则输出结果, 算法结束, 否则转步骤 13。

4 仿真实验与结果分析

仿真时设定 PSO 中初始粒子为 20 个, 粒子初始速度为 0, 迭代次数为 20; GA 中种群规模为 20, 轮赌法选择, 单点交叉随机变异, 交叉概率 0.9, 变异概率 0.05, 进化代数为 20。为了评价基于 PSO 和 GA 的混合智能 QoS 组播路由算法的性能, 设计了单独利用 GA 求解相同问题的算法^[11], 其参数设置与上述设置相同。

在 NS2(Network Simulator 2)^[13] 平台上, 对多个实际与虚拟的网络拓扑(图 1 和图 2 是其中的两个仿真拓扑用例)分别运行基于 PSO 和 GA 的混合组播路由算法和基于 GA 的 QoS 组播路由算法, 进行仿真实验与性能评价。

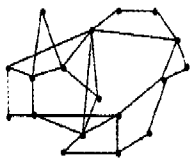


图1 拓扑1

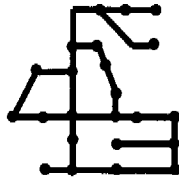


图2 拓扑2

4.1 组播树代价

考虑到源、目的节点的选取对算法性能的影响,在上述的网络拓扑中随机选取源节点和一组目的节点,其他参数不变。多次运行两种算法并求所得组播树代价的平均值,并以基于 PSO 和 GA 的混合智能 QoS 组播路由算法为基准进行比较,比较结果见图 3。

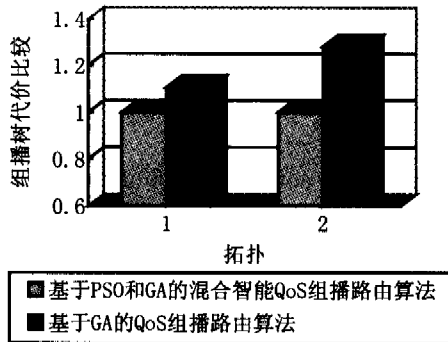


图3 组播树代价比较

实验表明,基于 PSO 和 GA 的混合智能 QoS 组播路由算法所得到的组播树,其代价低于基于 GA 的 QoS 组播路由算法,尤其是对于网络连通度较低的网络拓扑(如拓扑 2)效果更明显。

4.2 寻优率与进化代数之间的关系

为了验证 PSO 算法的处理在 GA 初始种群构成中所起的作用,设定多次组播请求,每次请求的源节点和组播目的节点随机产生,其他参数不变,统计这些组播请求最优组播树的获得与 GA 运行过程中进化代数的关系。每次进化所得到的最优组播树的次数与总组播请求次数的比例,称为每次进化的寻优率。以拓扑 1 为例,寻优率随进化代数变化的曲线如图 4 所示。

图 4 清晰地表明,基于 PSO 和 GA 的混合智能 QoS 组播路由算法由于经过了前端的 PSO 优化处理,所以在初始种群里就有很大的概率包含最优组播树。随着进化代数的不断增加,该算法能够快速找到最优组播树。这些优点都是基于普通 GA 的 QoS 组播路由算法所不具备的。

结论 本文在结合了 PSO 算法的快速搜索以及 GA 的全局寻优能力基础上,提出了一种满足 QoS 的组播路由算法,并进行了实验分析。结果表明,与基于 GA 的 QoS 组播路由算法相比,本文提出的方法具有搜索速度快、效率高等优点,是可行和有效的。

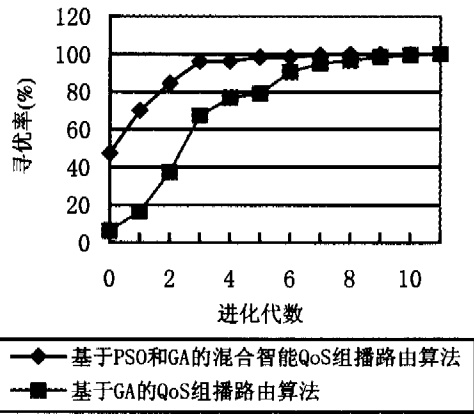


图4 寻优率与进化代数的关系

参考文献

- 1 Wang Z, Crowcroft J. Quality of Service for Supporting Multimedia application. IEEE Journal on Selected Areas in Communication, 1996, 14(7): 1228~1234
- 2 Charikar M, Naor J, Schieber B. Resource Optimization in QoS Multicast Routing of Real-Time Multimedia. IEEE/ACM transaction on networking, 2004, 12(2): 340~348
- 3 Korkmaz T, Krunz M. Bandwidth-Delay Constrained Path Selection Under Inaccurate State Information. IEEE/ACM transaction on networking, 2003, 11(3): 384~398
- 4 Zappala D. Alternate Path Routing for Multicast. IEEE/ACM transaction on networking, 2004, 12(1): 30~43
- 5 郑彦兴, 田菁, 窦文华. 基于遗传算法的有矢量约束的多播路由计算. 计算机学报, 2003, 26(6): 746~752
- 6 Oh Jae-Seuk, Bae Sung-il, Ahn Jin-ho, et al. Routing Reinforcement for Efficient QoS Routing Based on Ant Algorithm. In: Networking Technologies for Broadband and Mobile Networks International Conference ICOIN 2004, Busan; Springer LNCS 3090, 2004. 342~349
- 7 Yang Wen-lin. A Heuristic Algorithm for the Multi-constrained Multicast Tree. In: Management of Multimedia Networks and Services, Springer LNCS 2839, 2003. 78~89
- 8 王兴伟, 程辉, 黄敏, 等. 下一代互联网中的智能 QoS 组播路由算法. 东北大学学报(自然科学版), 2004, 125(3): 235~238
- 9 Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization. In: IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, 1995. 1942~1948
- 10 Eagels P K, Nocol V M. Recent approaches to global optimization problems through particle swarm optimization. Natural Computing, 2002, 12(1): 235~306
- 11 [日]玄光男, 程润伟. 遗传算法与工程设计. 汪定伟, 唐加福, 黄敏, 译. 北京: 科学出版社, 2000
- 12 金炳亮, 蔚承建, 何振亚. 进化算法 PBIL 在时间表问题中的应用. 系统工程理论与实践, 2000 (5): 104~108
- 13 Network-Simulator Task Force. NS Tutorial. http://www.isi.edu/nsnam/ns/tutorial/nsindex.html. 2000, 2