

文章编号:1001-9081(2005)07-1494-03

一种基于回归模型的路径矩阵研究

尚凤军^{1,2}, 潘英俊², 唐 红¹

(1. 重庆邮电学院 计算机科学与技术学院, 重庆 400065; 2. 重庆大学 光电工程学院, 重庆 400044)
(shangfj@cqupt.edu.cn)

摘 要:研究了相关的路径矩阵模型,提出了一种基于回归分析的路径矩阵模型,该模型的核心有三点:一是采用主动注入 IPMP 探测包对的方法获得时延;二是根据 M/M/1 排队模型采用最小二乘方法获得回归方程,避免了繁琐的计算,只需测量时延即可获得流量;三是采用主动测量方法获得路径,最终获得全网的路径矩阵。证明了该方法的有效性,并给出了仿真结果。

关键词:流量模型;路径矩阵;主动测量;IP 测量协议

中图分类号: TP393.07 **文献标识码:** A

Research on path matrix based on regression model

SHANG Feng-jun^{1,2}, PAN Ying-jun², TANG Hong¹

(1. College of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;
2. College of Opto-electronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: In order to manage the whole network, a novel traffic model was proposed based on the regression formula method. The core of model had three parts: (1) acquiring the delay by injecting probe packet train into the network based on Internet Protocol Measurement Protocol (IPMP); (2) deducing regression formula according to M/M/1 queue model; (3) acquiring the path by active measurement. In order to compute regression formula, the coefficients were acquired by the least square method. It is proved that the regression formula method is effective, and the competed traffic error is within 30% by regress formula.

Key words: traffic model; path matrix; active measurement; IP measurement protocol (IPMP)

0 引言

路径矩阵反应了在一定时间间隔内网络中所有路径上的流量,反应了当前的网络运行状态,较为详细地描述了网络中业务的分布情况。获知路径矩阵能够有效地计费、监控和管理全网。同时路径矩阵对于网络容量的规划、按用户对网络资源占用情况实施计费的新措施的实现等都有非常重要的作用,本文主要介绍一种基于主动测量的路径矩阵获得方法。

路径矩阵 一个网络可以表示成为一个有向图 $G = (V, E)$, 节点代表路由器或交换机,边代表节点间的链路。每条边的链路带宽容量为 $C(e)$, 表示能够通过该条边的业务流量的最大值。路径 P 定义为每一个源节点 S 到目的节点 D 所经过的链路,业务路径矩阵 $X = \{V(p), p \in P\}$, 其中 $V(p)$ 为路径 P 上的流量。

从网络中实际测量所得的业务路径矩阵,可以用来表征网络中的链路负载分布状况。当测量周期足够短时,如五分钟(网络链路上的聚合流在五分钟内间隔内的变化很小^[1]),则测量所得的业务路径矩阵就可以表示当前实际的网络负载分布状况。

在网络中进行业务量矩阵测量是非常重要的:

1) 可以通过测量所得的路径矩阵来明确地判断阻塞状况,评价路由计算的结果;

2) 对于实时流量工程来说,根据路径矩阵所表征的网络实际负载分布状况,便于有效进行业务控制,并易于对实施的

结果进行评价;

3) 对于约束路由计算来说,了解网络实际的负载分布状况,网络链路的带宽容量以及网络拓扑,可以进行优化的路由计算;

4) 在路径建立时,需要对某些业务流进行带宽预留,而准确的带宽预留是比较困难的。通常会出现带宽碎片现象,造成带宽浪费;或者实际负载超过预留带宽,而引起阻塞的发生。由于路径矩阵表示网络实际的负载状况,据此可以有效消除这些现象的出现;

5) 在进行负载平衡时,根据网络链路上的实际负载状况,可以减少业务流的分配过程中由于盲目性而引起的业务流量分配不均匀现象;

6) 根据测量所得的路径矩阵可以实施接入控制;

7) 根据长时间的路径矩阵测量,可以了解网络的业务需求趋势,便于进行网络规划。

通过以上分析可知,对于管理和监测网络来说,对路径矩阵的测量是最基本的需求^[2]。

本文首先介绍了相关的流量模型,然后深入剖析排队模型推得回归模型,最后给出了简单的仿真结果。我们有三点贡献:1) 引入最小二乘拟合方法计算回归方程,使得回归系数的误差平方和最小;2) 引入了回归模型计算路径流量,并通过仿真验证了模型的有效性;3) 引入 IPMP 探测包用来获得流量和路径,并推导了时延和时间间隔的关系。

收稿日期:2004-12-18;修订日期:2005-02-28 基金项目:重庆市自然科学基金资助项目(CSTC 2004BB2195)

作者简介:尚凤军(1972-),男,内蒙古宁城人,讲师,博士研究生,主要研究方向:智能仪器、网络管理及测量;潘英俊(1948-),男,重庆人,教授,博士生导师,主要研究方向:光电技术;唐红(1957-),女,江西南昌人,教授,主要研究方向:IP 网络管理、高速网络管理与测量。

1 相关路径矩阵模型

目前测量路径矩阵的方法可大致分为以下两类:

1) 边缘测量模型

通过测量 OD 对流量和估计关联矩阵 A 的方法来测得链路或路径流量称为边缘测量模型。大多数的测量系统基于流进行^[3,4],在网络的接入边界进行流级的测量,不需要在核心网络节点进行测量。根据边界的测量结果,再综合用户的接入信息、网络拓扑、业务需求的预测信息可以估计出网络的业务路径矩阵。

该模型除了具有基于流测量的缺点外,从网络中每个路由器提取路由配置信息会大幅增加网络的开销,并且提取的路由信息不能保证是准确的。另外,结果的计算量是巨大的。

2) 直接测量模型

直接测量流量模型方法一般需要在路由器上附加硬件设备。在文献[5]中,提出了一种利用采样技术获取 Traffic Matrix 的方法。该方案选用 hash 采样函数,生成测量数据包,进行路径矩阵的测量,而不需要了解网络的拓扑结构和路由信息。

该模型的缺点是:需要准确地选取一个能够代表所有网络中传送的业务流的数据包子集和一个合理的 hash 采样函数,然后进行采样统计,这在实际应用中几乎是不可能的。

2 基于回归分析的流量模型

2.1 模型简化原则

对于路径矩阵的测量是非常复杂的,为了便于研究,需要将问题简化,原则有两点:

1) 考虑到目前路由器转发报文一般采用 OSPF (Open Shortest Path First) 和 IS - IS (Intermediate System - Intermediate System) 协议,这两个协议要求路由器沿最短路径转发报文,当有多个最短路径时,采用简单的均匀分配流量的方法加以实现。基于以上讨论可知,网络上的特定流量所走的路径是相同的。

2) 在原则 1 的基础上,可以将模型进一步简化为点对点单路径测量。

在原则 1 和 2 的基础上,我们的研究模型可以简化到单路径测量上,根据路径矩阵的定义可知必须测量两个参数:流量和路径。对于流量的测量有主动测量和被动测量两种方式,但被动测量一般不能准确获得路径。因此我们的思路是:根据 M/M/1 排队模型,通过主动测量获得背景流量和路径,进而获得路径矩阵。在注入探测包时我们采用 IPMP 数据包,这样可同时获得时间戳和路径,继而获得全网的路径矩阵。

2.2 回归模型推导

首先,对网络中的任意一个节点,可以抽象为以下模型,如图 1 所示。

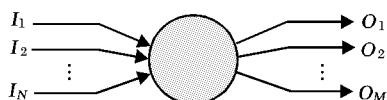


图1 节点处理模型

其中, $I_i (1 \leq i \leq N)$ 表示针对该节点的输入链路, $O_j (1 \leq j \leq M)$ 表示该节点的输出链路。

进一步,针对任意一条输出链路 O_j ,其排队模型可以由图 2 来表示。

其中, λ_i^j 表示从输入链路 I_i 来的数据包到输出链路 O_j 去的速率,输出链路速率为 C_j ,平均服务时间是 $\frac{1}{\mu_j}$ 。根据 Poisson

过程的性质和 Kleinrock 独立性假设^[6],模型可以进一步简化为图 3 所示的输出排队模型。

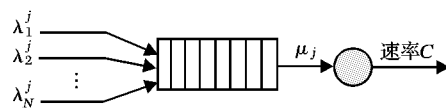


图2 输出排队模型

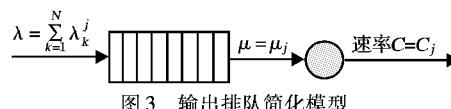


图3 输出排队简化模型

定义流量密度 $\rho = \frac{\lambda}{\mu C}$, 根据 M/M/1/K 排队模型的结论,数据包的平均时延为:

$$t = \frac{\rho}{\mu C(1-\rho)} \quad (1)$$

将流量密度定义式代入并整理得:

$$\frac{1}{t} = \frac{(\mu C)^2}{\lambda} - \mu C \quad (2)$$

令 $T = \frac{1}{t}$, $M = \frac{1}{\lambda}$, 得回归方程:

$$M = \frac{1}{\mu C} + \frac{1}{(\mu C)^2} T \quad (3)$$

写成通用形式为:

$$M = a + bT \quad (4)$$

由式(4)可见,当服务时间 μC 一定的情况下,流量的倒数和时延的倒数之间存在线性关系,这是回归模型的基础,(4)式称为回归方程。

2.3 回归模型参数计算

2.3.1 M 的计算

为了推导回归模型,可以使用 IGI 算法获得流量 M , IGI 模型是在包对模型基础上发展而来的,利用两个探测包到达接收端的时间间隔值来计算瓶颈链路上的背景流量。

对该模型的分析表明,如果数据包 P2 到达路由器队列时,包 P1 已经离开,则输出间隔将落入模型中的 DQR (Disjoint Queuing Region) 区域,这意味着包的间隔没有改变或是减小了,此时将无法对背景流量进行计算;反之,输出间隔将落入模型中的 JQR (Joint Queuing Region) 区域,且随着背景流量的增大而线性增加,此时就能计算背景流量。算法的核心就是找到合适的探测包初始间隔,使测量能够在 JQR 区域中运行。

由于模型假设在测量期间背景流量是一个“平滑”的数据包流,而实际上是存在突发性的,所以必须发送一组探测包对来测量背景流量的平均值。据此提出了 IGI 公式^[7]:

$$\lambda = \frac{B_0 \sum_{i=1}^M (g_i^+ - g_B)}{\sum_{i=1}^M g_i^+ + \sum_{i=1}^K g_i^- + \sum_{i=1}^N g_i^-} \quad (5)$$

其中分母表示总的测量时间,包括探测包间隔增加、不变和减小的时间总和,分子表示测量期间总的背景流量大小 (bits)。

获得回归方程后,就可以根据回归方程计算路径流量,该方法简单、计算量小。同时我们也注意到,不论是推导回归方程,还是采用回归方程计算背景流量,一个非常重要的参数就是时延倒数 T ,下面对该参数推导作简单说明。

2.3.2 T 的计算

数据包通过输入链路到达路由器,路由器将该数据包放

入缓存器的队列中,等待其他先到或者优先级更高的数据包被路由器转发。路由器由路由表查询算法将数据包转发到相应的输出端口,输出端口将数据包以 bit 的形式发送到链路上,链路以 bit 的形式传输至下一个路由器的输入端口。由以上的数据包转发过程描述,我们可以将数据包转发的延迟分为排队延迟、传输延迟以及传播延迟几个部分^[8]。

假设端到端通路包含 n 跳,数据包 k 在第 i 跳排队等待时间为 $t_{iq}^{(k)}$,传输延迟为 $t_{id}^{(k)}$,传播时延为 $t_{il}^{(k)}$ 。传输延迟主要为数据包路由将缓存中的数据经由接口发送到链路上所花的时间,传播时延为数据包在链路传输介质上以接近光速传播所花时间。路由器查找路由表以及数据包在路由器中其他的处理时间对特定的设备相对固定。假设测试数据包 k 大小为 $S^{(k)}$ bit,显然数据包 k 在第 i 跳的延迟为:

$$t_i^{(k)} = t_{iq}^{(k)} + t_{id}^{(k)} + t_{il}^{(k)} \quad (6)$$

同理数据包 $k-1$ 在第 i 跳的延迟为:

$$t_i^{(k-1)} = t_{iq}^{(k-1)} + t_{id}^{(k-1)} + t_{il}^{(k-1)} \quad (7)$$

对于特定的网络节点, $t_{id}^{(k)}$ 和 $t_{il}^{(k)}$ 是固定的,因背景流量的存在和流量的突发特性,使得在缓存中排队的数据包数目不确定,即 $t_{iq}^{(k)}$ 是可变的,因此在测量端到端的延迟时,测量值具有较大的变化。(6), (7) 两式相减,得:

$$\begin{aligned} \Delta t_i^{(k, k-1)} &= t_i^{(k)} - t_i^{(k-1)} = \\ &= (t_{iq}^{(k)} + t_{id}^{(k)} + t_{il}^{(k)}) - (t_{iq}^{(k-1)} + t_{id}^{(k-1)} + t_{il}^{(k-1)}) = \\ &= t_{iq}^{(k)} - t_{iq}^{(k-1)} \end{aligned} \quad (8)$$

由 (8) 式可以看出,探测包对在两个相邻路由器 i 和 $i-1$ 上间隔的时间差近似地等于该探测包对在路由器 i 上排队时间的差,在此期间从路由器 i 上发送出来的流量正是需要计算的背景流量。由于在计算中用到的时间都是以时间差的形式出现,因此自然地避免了测量过程中路由器时钟需要同步的问题。其中 $\Delta t_i^{(k, k-1)}$ 是路由器 i 自己记录的时间戳的差值,即探测包 k 和 $k-1$ 进入路由器 i 时的间隔。

2.3.3 参数 a 和 b 的计算

由于采用 IGI 模型计算路径流量时计算复杂并且要有相应设备完成数据包的注入工作,因此我们在获得足够的信息量之后,为了便于计算和减少向网络的注入数据包数量,降低主动测量给网络带来的负面效应,首先计算回归模型,然后用回归模型来计算路径流量,此时只需要测量时延即可获得路径流量。为了提高模型的精确性,采用最小二乘拟合法^[9]来求得回归方程,保证了模型误差的最小化。

定义 设有 n 对数据 (T_j, M_j) ($j = 1, 2, \dots, n$), 从这些数据中找一个 m 次近似多项式:

$$P(T) = a_0 + a_1 T + \dots + a_m T^m$$

这里 $m < n$,适当地选取 a_0, a_1, \dots, a_m ,使得:

$$\varphi(a_0, a_1, \dots, a_m) = \sum_{j=1}^n [P(T_j) - M_j]^2$$

为最小值,则称上式为最小二乘拟合多项式。

最小二乘原理提出了一种标志曲线拟合好坏情况的标准,按这个标准,对于 n 对数据 (T_j, M_j) ($j = 1, 2, \dots, n$),去求系数 a_i ($i = 0, 1, \dots, m$) 的最好值,应该使函数 $\varphi(a_0, a_1, \dots, a_m)$ 取最小值,这样就可以用多元函数求极值的方法进行计算。具体做法如下:

$$\varphi(a_0, a_1, \dots, a_m) = \sum_{j=1}^n [P(T_j) - M_j]^2 =$$

$$\sum_{j=1}^n \left(\sum_{i=0}^m a_i T_j^i - M_j \right)^2$$

对 a_k ($k = 0, 1, \dots, m$) 求偏导数,得 $m+1$ 个方程:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial a_k} = 0$$

$$\text{即: } \sum_{i=0}^m a_i \sum_{j=1}^n T_j^{i+k} = \sum_{j=1}^n M_j T_j^k$$

令 $\sum_{j=1}^n T_j^k = S_k$, $\sum_{j=1}^n M_j T_j^k = W_k$, 则可得矩阵形式的正规方程组:

$$\begin{bmatrix} S_0 & S_1 & S_2 & \dots & S_m \\ S_1 & S_2 & S_3 & \dots & S_{m+1} \\ S_2 & S_3 & S_4 & \dots & S_{m+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_m & S_{m+1} & S_{m+2} & \dots & S_{m+m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_0 \\ W_1 \\ W_2 \\ \vdots \\ W_m \end{bmatrix}$$

通过解正规方程组,获得最终的回归方程,由于本文使用的是一元线性回归,因此计算较简单。获得回归方程后,我们可以用回归方程来计算路径流量,这时仅需要测量时延值即可算出路径流量,计算方便快捷,这也是回归模型的最大优点。

3 模型性能

3.1 仿真性能

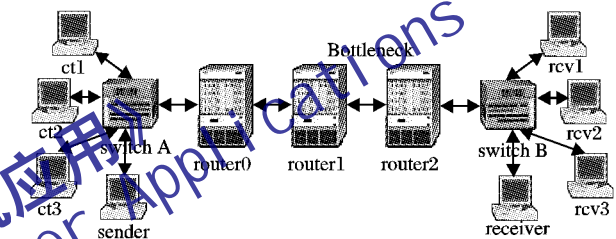


图4 OPNET 仿真结构图

我们使用 OPNET 进行仿真,仿真后用回归方程方法来计算背景流量,测试结构如图4所示,其中链路带宽为 30Mbps。仿真时我们设定背景流量为 3.42Mbps,最后计算得到背景流量为 3.6Mbps,与设置的背景流量相差小于 10%。仿真时采用有格式数据包(因为本研究主要基于 IPMP 数据包进行测量,该包为有格式数据包),数据包长度设定为 1500B,并由该包链获得了路径,继而获得了路径矩阵,仿真结果如图5所示。

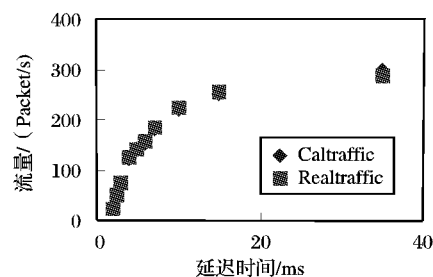


图5 回归方程算法与实际测量结果性能比较图

仿真时首先用 IGI 模型计算路径流量,然后使用包对方法测得时延,共测了 10 组数据,为了减少测量误差,每组数据共使用了 5 个探测包对,测量数据如表1所示。

使用最小二乘方法计算回归方程,得:

$$M = 0.00247 + 0.02451T$$

$$\frac{1}{\lambda} = 0.00247 + \frac{0.02451}{t}$$

(t 的单位为 ms; λ 的单位为数据包)

$$\text{将上式整理可得: } \lambda = \frac{t}{0.00247t + 0.02451}$$

获得回归方程后,只需要计算时延即可计算出路径流量,

计算简单。

表1 测量数据表

回归模型时延 计算值/ms	IGI 计算的 时延值/ms	IGI 计算流量 /(packet/s)	实际流量 /(packet/s)
4.15	10.29	140.35	129.20
10.71	17.15	215.68	229.32
2.82	8.63	92.56	77.81
2.18	7.87	67.83	45.26
1.86	7.53	62.55	21.78
4.76	10.89	135.23	144.51
5.55	11.78	170.68	162.96
6.81	13.1	208.79	184.98
15.26	24.24	289.74	258.61
34.86	42.33	312.68	287.52

3.2 模型显著性检验

在实际工作中,事先并不能断定 T 与 M 确有线性关系,需要对线性回归方程同实际观测数据拟合的效果进行检验,这就是回归方程的显著性检验及回归系数的置信区间求解。

对于显著性的检验,根据(2)式,当 $b \neq 0$ 时, T 与 M 有线性关系,因此问题归结为对假设

$$H_0: b = 0; H_1: b \neq 0$$

进行假设检验。若拒绝 H_0 , 就认为 T 与 M 存在线性关系,所求的线性回归方程有意义。若接受 H_0 , 则认为 T 与 M 的关系不能用一元线性回归模型来描述,所得的回归方程也没有意义。

$$\text{设 } S_e = \sum_{i=1}^n (M_i - \hat{M}_i)^2, S_R = \sum_{i=1}^n (\hat{M}_i - \bar{M})^2,$$

$$\text{其中 } \bar{M} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n M_i.$$

记 $S_T = S_e + S_R$, 其中 S_T 称为总偏差平方和, S_R 称为回归平方和, S_e 为残差平方和或剩余平方和, 并称:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (T_i - \bar{T})(M_i - \bar{M})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (T_i - \bar{T})^2 \sum_{i=1}^n (M_i - \bar{M})^2}}$$

$$\text{为 } T \text{ 与 } M \text{ 的相关系数, 且 } r^2 = \frac{S_R}{S_T}, \bar{T} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_i.$$

采用 r 检验法进行显著性检验:

$$|r| \geq \left[\frac{n-2}{F_{1-\alpha}(1, n-2)} + 1 \right]^{-1/2} \triangleq r_{n-2, \alpha}$$

对给定的显著性水平, 若 $|r| \geq r_{n-2, \alpha}$, 则拒绝 H_0 ; 否则接受 H_0 。

进一步求解出 λ 和 t 的相关系数 $r^2 = 0.94962$, $|r| = 0.9745$, 用 r 检验法对回归方程进行显著性检验:

样本数 $n = 10$, 给定显著性水平 $\alpha = 0.01$, 查表得 $r_{n-2, \alpha} = r_{8, 0.01} = 0.7646$, 显然在此条件下 $|r| > r_{n-2, \alpha}$, 根据检验规则应该拒绝 H_0 , 故认为 λ 和 t 的相关性是高度显著的。

$\alpha = 0.05$ 时回归系数的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间:

$$\begin{cases} a: [0.00222, 0.00272] \\ b: [0.02151, 0.02751] \end{cases}$$

可见回归系数的 0.95 置信水平下的置信区间十分的窄, 置信度是很高的。

获得回归方程的主要目的是用于预测, 例如当 $t = 5.55$ ms, $\alpha = 0.05$ 时的预测区间为:

$$\hat{\lambda}: [142.39, 165.46]$$

t 取其他值情况下 λ 的预测区间也可以使用相同方法进行求解。

通过仿真发现, 我们提出的回归模型在轻载时效果较佳, 一般情况下误差在 10% 以内, 在中载时一般误差仍能控制在 30% 以内, 在重载时该模型无法使用, 但仍能给我们提供一定的参考信息, 因为此时网络上丢包严重, 注入网络的探测包有丢失现象, 即此时可认为网络运行不佳或负载过大, 接下来可以采用相关方法进行检测。

参考文献:

- [1] ELWAND A, JIN G, LOW S, et al. MATE: MPLS Adaptive Traffic Engineering [A]. Proceedings of INFOCOM2001 [C], 2001.
- [2] AYDUCHE DO. MPLS and Traffic Engineering in IP Networks [J]. IEEE Communications Magazine, 1999, 37(12).
- [3] FELDMANN A, GREENBURG A, LUND C, et al. NetScope: Traffic Engineering for IP Networks [J]. IEEE Network Magazine, 2000, 14(2): 11-19.
- [4] FELDMANN A, GREENBURG A, LUND C, et al. Deriving Traffic Demands for Operational IP Networks: Methodology and Experience [A]. Proceedings of ACM SIGCOMM2000 [C], Stockholm, Sweden, 2000.
- [5] DUFFIELD NG, GROSSGLAUSER M. Trajectory Sampling for Direct Traffic Observation [J]. ACM Computer Communication Review, 2000, 30(4).
- [6] KLEINROCK L. Creating a Mathematical Theory of Computer Networks [J]. INFORMS-Operations Research, 2002, 50(1): 125-131.
- [7] HU NN, STEENKISTE P. Evaluation and Characterization of Available Bandwidth Probing Techniques [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1999, 21(6): 879-894.
- [8] 谢高岗, 李忠诚, 张大方, 等. 链路带宽测量方法改进 [J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(1): 68-74.
- [9] 袁慰平, 孙志忠, 吴宏伟, 等. 计算方法与实习 [M]. 南京: 东南大学出版社, 1999. 100-101.

(上接第 1487 页)

参考文献:

- [1] 李腊元, 李春林. 多 QoS 约束的多播路由协议 [J]. 软件学报, 2004, 15(2): 286-291.
- [2] 孙宝林, 李腊元. 一种基于遗传算法的多约束 QoS 多播路由优化算法 [J]. 计算机工程与应用, 2003, 30(1): 1-3.
- [3] 刘莹, 吴建平. 求解带时延约束组播路由问题的启发式遗传算法 [J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(3): 381-386.
- [4] RAVIKUMAR CP, BAJPAI R. Source-based delay-bounded multicasting in multimedia networks [J]. Computer Communications, 1998, 21(2): 126-132.

- [5] XIANG F, LUO JZ, WU JY, et al. QoS routing based on genetic algorithm [J]. Computer Communications, 1999, 22(15): 1394-1399.
- [6] 李大卫, 王梦广. 一种改进的混合遗传算法 [J]. 信息与控制, 1997, 26(6): 449-454.
- [7] GLOVER F, KELLY J, LAGUNA M. Genetic algorithms and tabu search: Hybrids for optimizations [J]. Computer Ops Res, 1995, 22(1): 111-134.
- [8] 张颖, 刘艳秋. 软计算方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [9] 陈国良, 王煦法. 遗传算法及其应用 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996.