

一种基于控制平面测量的光突发交换网络动态偏置时间算法

牛大伟* 彭来献 于卫波 米志超 赵文栋 王海
(解放军理工大学通信工程学院 南京 210007)

摘要: 该文提出一种基于控制平面背景流量测量方法的动态偏置时间算法。该算法以控制平面的探测突发丢失率为依据,估计瓶颈核心节点的背景流量,并据此动态设置偏置时间。理论分析和仿真表明:该算法能够在满足目标早到丢弃率的前提下,得到较适中的偏置时间,从而实现时延与早到丢弃率的较好折中。

关键词: 光突发交换网络; 偏置时间算法; 排队模型

中图分类号: TN915.63

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)04-0776-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.00653

Control Plane Measurement Based Dynamic Offset Time Algorithm in Optical Burst Switching Networks

Niu Da-wei Peng Lai-xian Yu Wei-bo Mi Zhi-chao Zhao Wen-dong Wang Hai
(Institute of Communication Engineering, PLA University of Science and Technology, Nanjing 210007, China)

Abstract: A dynamic offset time assignment algorithm based on the measurement of cross traffic on control plane is proposed. This algorithm uses probe burst's drop ratio as observing variable to determine the core node's background traffic and assigns offset time dynamically based on the measured result. Analysis and simulation show that this algorithm can get moderate offset time under target Insufficient Offset Time (IOT) drop ratio's restriction and obtain tradeoff between end to end delay and IOT ratio.

Key words: Optical Burst Switching (OBS) network; Offset time algorithm; Queueing mode

1 引言

光突发交换(OBS)是一种在光层直接进行报文级交换的技术,具备 DWDM 系统中波长资源的统计复用能力,在向全光交换演进的过程中, OBS 网络被认为是一种较为中肯的、可实现性较强的方案^[1]。

偏置时间作为 OBS 网络中最重要的参数,直接影响网络吞吐量和时延性能。如果偏置时间设置过小,将引入早到丢弃(Insufficient Offset Time, IOT),如果设置过大,将在边缘节点引入过多的时延。目前,光突发交换网络中最常见的偏置时间选取方法为固定偏置时间设置法。即边缘节点根据预先假设核心节点的最大电处理时延为 δ ,则入口边缘节点为相距 N 跳的出口边缘节点预设的偏置时间为 $N \times \delta$ 。动态偏置时间方面如文献[2-4],主要是针对网络在偏射路由过程中引入时延抖动从而加剧早到丢弃的情况,通过边缘节点和核心节点对网络状态的监测,动态调整偏置时间。文献[2]利用核心节点实时采集的流量信息等知识计算额外偏置时间,

克服可预见的偏置时间耗尽效应。文献[3]在边缘节点和核心节点之间引入交互信令,利用端口剩余时间和拥塞状态作为转发度量,从而实现本地的负载均衡。文献[2]和文献[3]需要核心节点与边缘节点紧耦合,不利于网络扩展,并且这一类方法在核心节点引入过多逻辑操作,进一步增加了核心节点负担和核心节点电处理的随机性。印度学者在文献[4]中基于网络穿越时延为正态分布的假设下,利用控制论的强化式学习方法,提出利用边缘节点对控制突发(Burst Control Packet, BCP)历史时延检测结果估算未来额外偏置时间的方法。这类方法利用边缘节点观测值对网络未来状态进行预测,由于缺乏核心节点状态信息,是一种完全的黑箱预测,算法存在对初始值敏感,预测值误差大的问题。另外,BCP 在核心节点的排队时延和核心节点拥塞会严重影响网络性能,而前述的各种检测方法均忽略了此因素。本文从控制突发在核心节点的排队和处理时延入手,研究 BCP 在核心节点排队所引入的 IOT 概率,提出利用边缘节点探测突发丢失率的历史统计信息感知和预测网络瓶颈核心节点背景流量,同时边缘节点以探测突发的测量结论为依据动态调整偏置时间的方法。理论分析和仿真证明,该算法在目标 IOT 约束下能够获取较为中肯的偏置时间值,从而达到 IOT 和时延的性能折中。文章第 2 节描述核心瓶颈

2011-06-29 收到, 2012-01-13 改回

国家自然科学基金(61032005)和国家 973 计划项目(2009CB320402)资助课题

*通信作者: 牛大伟 flyndw@sina.com

节点的排队模型并以此为依据提出一种利用边缘节点感知瓶颈核心节点负载的测量算法；第 3 节提出基于核心节点负载测量的动态偏置时间算法；第 4 节利用仿真验证的方法对所提出的两种算法进行了验证；最后是结束语。

2 控制平面排队模型

2.1 模型假设

为分析简单，后续的分析均假设网络中仅存在单一瓶颈节点，BCP 仅在该节点存在排队可能。这种近似已经被文献[5]等使用过，并被证实能够较好地近似现实网络的情况。对于扩展的多瓶颈核心节点排队，可以利用模拟单节点排队的方法进行分析。

根据文献[6]，虽然 OBS 网络边缘节点整形并未改变突发流量的长程相关性，但是在一定时间尺度之内(例如组装时延 T_B)，从突发到达间隔的角度分析，整形后流量仍近似服从泊松分布。因此，本文假设网络中控制平面的流量符合泊松模型。

不失一般性，假设瓶颈节点处理时延为任意分布，即排队为 $M/G/1/N$ 模型，其中 M 表示 poisson 到达； N 为控制平面缓存大小； G 代表处理时延符合任意分布。另外引入如下符号和定义： L 表示瓶颈节点平均队长； P_N 表示瓶颈节点阻塞概率； W 表示瓶颈节点平均排队时延； ρ 表示瓶颈节点归一化负载； $1/\mu$ 与 σ^2 分别代表 BCP 电处理时延的均值和方差。

2.2 瓶颈节点排队模型

根据 Little 定理^[7]，可得到平均排队时间 W 的表达式如(1)。而对 $M/G/1/N$ 稳态的精确解析是相当困难的，通用的做法是对其进行一定程度的近似。本文利用文献[7]结论(采用 diffusion 近似方法)，在 N 的数值为有限大的情况下，其排队模型近似结论如式(2)。

$$W = \frac{L}{u\rho(1 - P_N)} \tag{1}$$

$$\left. \begin{aligned} L &= \sum_{n=1}^{N-1} nP_n + N \left(1 - \frac{1 - c(1 - \rho)}{\rho} \right) \\ P_n &= c\bar{p}(n) \\ P_N &= 1 - \frac{1 - c(1 - \rho)}{\rho} \\ \bar{p}(n) &= \rho(1 - \bar{\rho})(\bar{\rho})^{n-1} \\ \bar{\rho} &= \exp\left(\frac{2(\rho - 1)}{\rho + K_s}\right) \\ K_s &= \sigma^2 u^2 \\ c &= \left\{ 1 - \rho \left[\rho - \sum_{n=1}^{N-1} \bar{p}(n) \right] \right\}^{-1} \end{aligned} \right\} \tag{2}$$

式(1)和式(2)中 K_s 为 BCP 处理时间的方差系数； P_n 为到达突发发现队列长度为 n 的概率； W 和 μ 的定义与 2.1 节相同。根据式(1)可知，在稳态条件下，如果 ρ 已知，则可以推算出 W 和 P_N (记为 $\rho \rightarrow \{W, P_N\}$)。反之，如果能在边缘节点利用采样获取 W 和 P_N 的观测值并进而反推出 ρ (记为 $\{W, P_N\} \rightarrow \rho$)，则可实现瓶颈节点状态检测。

式(2)表明 P_N 和 W 的理论数值受方差系数 K_s 和稳态负载 ρ 的影响。图 1 表明在不同 ρ 的激励下 W 和 P_N 随 K_s 变化趋势的数值仿真结果。 W 曲线的单位为核心节点处理时延 $\Delta\tau$ (实验中为 0.01) 的倍数。当 K_s 大于 10 时， W 曲线的差异性快速消失，而 P_N 曲线除 K_s 极小外(小于 5)，区分度较强。这说明， P_N 受核心节点控制平面结构和算法差异性的影响较小，适合作为网络状态估计的观测变量。

图 2 为 P_N 随 ρ 的变化规律的数值仿真结果。各条线对应的 K_s 由 0 到 100。当 K_s 大于 5 时， P_N 可近似为 ρ 的线性增函数，斜率由 K_s 决定。图 3 为 $K_s = 10$ 时 P_N 随 ρ 的变化关系。通过对式(2)中的 P_N 泰勒级数展开后，可得到式(3)， P_N 随 ρ 以斜率 $\theta = 1/\exp(10/K_s)$ 单调递增。其近似程度较高(ρ 接近于 1 时，近似偏差稍大)。图 4 为针对不同 K_s 参数的计算机仿真结论，3 条曲线分别为 $K_s = 5, 10$ 和 50 情况下核心节点统计的背景归一化流量相对于丢失率的最小二乘拟合曲线，散点为仿真采样数据。由于计算机统计精度误差和有限样本约束的原因，图 4 中的拟合曲线并非如图 3 一样穿越圆点，而是存在截距(约 0.2)。可以认为，在归一化负载低于 0.2 时，丢失率极小，以至于在有限样本条件下大部分可近似为零。并且图中不同 K_s 的拟合曲线的截距均趋近于 0.2 附近，说明方差系数 K_s 的变化并不影响归一化负载 ρ 对控制突发丢失率 P_N 拟合曲线的截距(均可近似以 0.2 取值)。

$$P_N = \rho / \exp(10 / K_s) + o(\rho) = \theta \cdot \rho + o(\rho) \tag{3}$$

综上所述可以认为： W 受控制平面的固有属性影响较大(K_s 主要由节点结构和算法决定)， P_N 则相反，且 P_N 是 ρ 的线性增函数，适合做瓶颈节点状态的观测值使用。且以 P_N 为自变量对归一化负载进行一阶最小二乘拟合后的直线斜率与 K_s 相关，但是其纵轴截距均趋于固定值。

2.3 控制平面背景流量估计方法

2.2 节表明， W 受控制平面固有属性影响较大。并且根据文献[7]的结论，即便到达流量是泊松分布，小尺度的排队时延采样仍然体现多重分形特性，所以不适合利用 W 估计核心节点背景流量。本节利用边缘节点探测突发的 P_N 作为观测值，估计核心节点

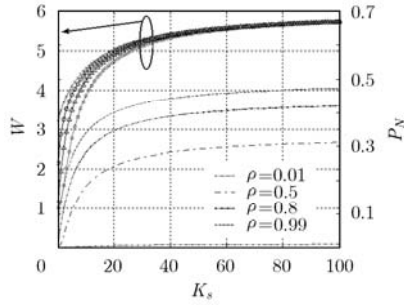


图1 W, P_N 与 K_s 的关系

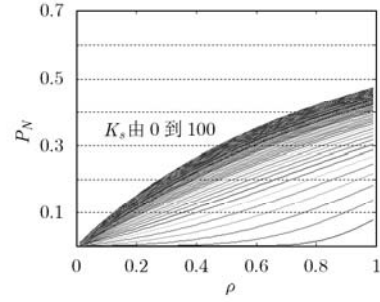


图2 P_N 与 ρ 的关系

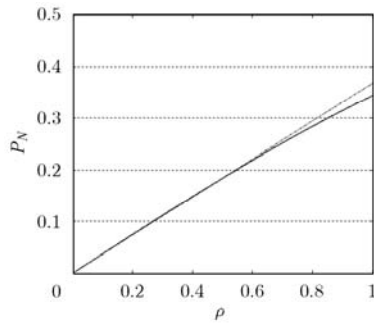


图3 P_N 与 ρ 的关系($K_s=10$)

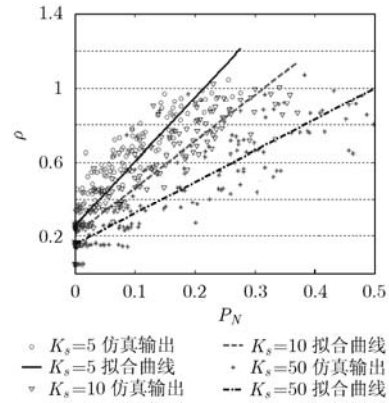


图4 归一化负载与丢失率

控制面负载。网络运行时，由入口节点按照设置的步长 $\Delta\lambda$ 周期地增量发送探测控制突发(本文实验中步长参数采用 $\Delta\lambda = 10$ burst/s)，探测突发中携带发送序列号和时间戳，则出口节点可以根据探测突发流量和丢失率估算出网络背景流量。设 S_i 为入口节点第 i 个单位采样周期 $i\tau$ 内 BCP 发送数目； R_i 为出口节点收到的 BCP 数目； λ_i 为采样周期 i 内探测突发负载； $\text{Avg}\lambda$ 为入口节点探测突发的滑动平均供给负荷向量； y_i 为出口节点在周期 i 针对探测突发采样的丢失率， $\text{Avg}y$ 为滑动平均丢失率向量，则有式(4)：

$$\left. \begin{aligned} \lambda_i &= \frac{S_i}{\tau} \\ y_i &= \frac{S_i - R_i}{S_i} \\ \text{Avg}\lambda_i &= (1 - \beta)\text{Avg}\lambda_{i-1} + \beta\lambda_{i-1} \\ \text{Avg}y_i &= (1 - \beta)\text{Avg}y_{i-1} + \beta y_{i-1} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中 β 为记忆因子，范围在(0,1)区间。此时的 $\text{Avg}y$ 就是第3节中 P_N 采样值的滑动平均，而 $\text{Avg}\lambda$ 是经过瓶颈节点的特定的探测流量采样值的滑动平均。出口节点以探测突发丢失率向量(n 个采样值)作为自变量，以负荷向量(n 个采样值)作为因变量并利用一阶最小二乘法估计其斜率和截距参数。设此时估计的拟合截距为 d_p 而核心瓶颈节点的总流量的先验

拟合截距为 d_c ， λ_e 为待估背景流负载，则利用式(5)可以计算出背景流量负荷。式(5)中， θ_1 为未知参数，表示探测突发绝对负荷随丢失率变化的斜率，该斜率由方差系数 K_s 决定，polyfit 代表调用最小二乘拟合算法。式(5)说明，出口节点根据探测突发的负荷和丢失率估算出的拟合直线是图4所示的经验拟合直线的平行下移曲线，下移的距离即为当前背景流量。

$$\left. \begin{aligned} \text{Avg}\lambda &= [\text{Avg}\lambda_1 \cdots \text{Avg}\lambda_n] \\ \text{Avg}y &= [\text{Avg}y_1 \cdots \text{Avg}y_n] \\ \{\theta_1, d_p\} &= \text{polyfit}(\text{Avg}\lambda, \text{Avg}y) \\ \lambda_e &= d_c - d_p \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

3 动态偏置时间调整算法

文献[8]已经证明：当负载接近于1时，偏置时间至少需要100倍于平均处理时延方能保证较小的IOT。而如此大的偏置时间势必带来较大时延损伤。根据背景流量的变化实时动态地调整偏置时间，在流量较小时入口节点为突发指派较小的偏置时间，在流量较大时入口节点为突发指派较大的偏置时间，将能够有效地减小端到端的时延损伤。本节以第3节的流量测量结果为依据，根据背景流量的变化动态调整偏置时间，期望能够在目标IOT约束下

取得较合适的偏置时间值。

根据式(1)，单个控制突发(后文称为当前突发)到达瓶颈节点队列时看到的队列长度为 M ，其概率为 P_M ，队列中第 i 个控制突发的处理时延为 $X_i (1 \leq i \leq M)$ ， X_i 的均值为 μ_i ，方差为 δ_i 。则当前突发的忙期等待时间为

$$X_{B,M} = \sum_{i=1}^M X_i + X_B = X_w + X_B \quad (6)$$

式(6)中的 X_B 为当前控制突发的处理时延， X_w 为排队等待时延。在 N 值有限的情况下，要得到准确的概率分布较为困难。本节利用文献[9]中的分析方法，给出排队时延 X_w 的近似尾部概率分布如式(7)。式(7)中的第 1 个公式代表排队超过 ξ 的概率等于 ε ，而 \bar{W} 为平均排队时间，对于 $M/G/1/N$ 模型即为式(1)中的 W 。假设式(2)中的核心节点处理时延 u 和队列长度 N 先验已知或可通过一些测量手段^[10,11]进行测量。式(6)中右侧的 X_B 的尾部分布概率如式(8)(其分布取 Γ 分布)。 $X_{B,M}$ 的尾部概率分布为 X_w 和 X_B 尾部概率的卷积。为克服卷积计算的复杂性，本文利用式(9)对 X 的尾部概率进行简化和近似(其中 P_0 为到达空系统的概率)。式(9)的概率相对于准确的联合概率分布误差存在一个平衡点 ε' ，当 $\varepsilon < \varepsilon'$ 时，计算的概率误差为正，且随 ε 减小而递增 ($D \rightarrow 0$)。当 $\varepsilon > \varepsilon'$ 时，计算的概率误差为负且随 ε 的增大而减小。因此，本文在式(9)的基础上引入调整因子 $\gamma(\varepsilon, \rho)$ 修正误差。 $\gamma(\varepsilon, \rho)$ 的约束条件为：当目标 IOT 概率 $\varepsilon < \varepsilon'$ 时， $\gamma(\varepsilon, \rho) < 0$ 且随 ε 减小而递减；当 $\varepsilon > \varepsilon'$ 时， $\gamma(\varepsilon, \rho) > 0$ 且随 ε 增大而增大，即 $\gamma(\varepsilon, \rho)$ 为目标 IOT ε 的增函数且零点位于平衡点 ε' 处。该调整因子根据处理时间分布的不同，可以有多种选择。本文提出的调整因子如式(10)所示，其中 $\varepsilon' = 10^{d_1}$ ， d_2 为常数，主要是调整修正因子的幅度。 d_1 和 d_2 与网络配置和参数有关，其精确值较难获取，本文在仿真环境中通过一部分探测报文的训练序列得出的结果，不断调整，从而得到大体的数值。另外， $\gamma(\varepsilon, \rho)$ 中的 $1 - \rho$ 是为了补偿式(7)在较大 ρ 条件下的误差。

$$\left. \begin{aligned} P(X_w > \xi) &\approx \alpha e^{-\beta \xi} = \varepsilon \\ \alpha &\approx \rho(1 - P_N) \\ \beta &\approx \rho(1 - P_N) / \bar{W} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

$$P(X_B > \xi) = 1 - \frac{1}{B^A \Gamma(A)} \int_0^\xi t^{A-1} e^{-t/B} dt \quad (8)$$

$$P_1(X > \xi) = (P(X_B > \xi) + (1 - P_0)P(X_w > \xi)) \approx \varepsilon \quad (9)$$

$$\left. \begin{aligned} P(X > \xi) &= P_1(X > \xi) + \gamma(\varepsilon, \rho) \approx \varepsilon \\ \gamma(\varepsilon, \rho) &= (\log(\varepsilon) + d_1) d_2 (1 - \rho) / \mu \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

由式(9)和式(2)可知，要实现 IOT 丢弃概率 $\leq \varepsilon$

的目标，则只要设定偏置时间 $\geq \xi$ 即可。而 ξ 求解中的 α 和 β 参数可以采用基于测量的方法，利用 2.3 节中所描述的背景流量测量方法来估算。综上，动态偏置时间调整算法的伪代码如表 1 所示。

表 1 调整算法的伪代码

```

Process(ad offset)
  Step1(init):
    input( $\varepsilon$ ), input( $\mu$ ), input( $d_1$  &  $d_2$ ),
    OT0 = 10 * u;
    I = 1;
  End step1;
  Step2:
    [ $\hat{\rho}$ ,  $P_N$ ,  $W$ ,  $P_0$ ,  $X_B$ ,  $\bar{W}$ ] = estimate();
    OTI =  $\xi$  = INV( $\varepsilon$ ,  $\hat{\rho}$ ,  $\bar{W}$ );
    I = I + 1;
    Goto step2;
  Endstep2
End process(ad offset)

```

上述算法中，step1 为初始化过程：input 为获取输入参数，OT₀ 为初始偏置时间。Step2 为偏置时间动态调整过程，其中的 estimate() 为调用 2.3 节中的背景流量测量算法，该算法每次调用耗时 $M \cdot \tau$ ；INV 为调用式(10)的反函数；OT_i 为依据第 i 次测量的背景流量所估算的偏置时间。边缘节点根据上述算法动态调整偏置时间，可以预期在保证目标 IOT 概率的基础上，获取到较适中的偏置时间。

4 仿真和性能分析

本小节利用仿真首先验证测量算法以及基于测量算法的动态偏置时间调整算法，并分析该算法的精确性，同时分析了该算法在 IOT 丢弃率和时延方面的性能指标。

4.1 背景流量估计算法的性能分析

仿真环境为：背景流负荷为 50 burst/s(即平均归一化背景流量为 0.5)。入口节点以恒定速率的流量模型发送探测突发，其负载以 10 burst/s 的步长从 10 burst/s 递增至 50 burst/s(即背景流量与探测流量叠加后的总的流量负载为 50-100 burst/s)。滑动平均窗口 $M=100$ ，弱化因子 $\beta = 0.75$ ，核心节点平均处理速率为 100 burst/s，处理时间符合 Γ 分布，且方差系数为 10。

图 5 中的曲线表明核心节点统计的总流量负载随丢失率的变化分段平均(虚线)与出口节点统计的探测突发负载随丢失率的变化分段平均曲线(实线)相似度极大。散点区域为核心节点统计的背景流量负载(约为 50 burst/s)。图 6 所示的曲线为图 5 中

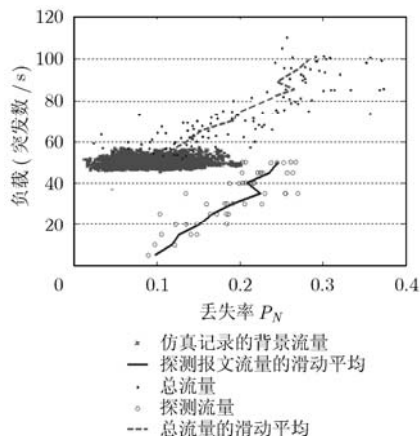


图5 探测流与背景流

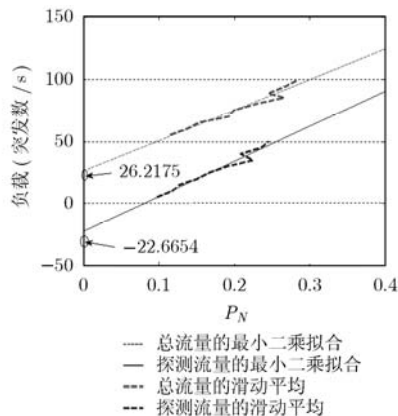


图6 总负荷与探测负荷的最小二乘拟合

的分段平均曲线的最小二乘拟合, 可以看到两条曲线的斜率基本一致, 底部的曲线为出口节点统计的探测流, 其截距为 $d_p = -22.6$, 上部的曲线为核心节点统计的背景流与探测流叠加的总流量, 其截距为 26.2(算法中设为 20)。根据图 4 所揭示的规律, 边缘节点可以先验地假设核心节点的截距为 $d_c = 20$, 因此此处存在估计误差。我们看到, 核心节点与边缘节点统计的截距之差为 48.8 burst/s。而边缘节点根据当前统计的探测突发的负载拟合的截距和先验假设的背景流量拟合截距差值估算当前的背景流量为 42.6 burst/s, 估计误差约为 6 burst/s。

4.2 动态偏置时间算法的性能分析

本小节对比了动态偏置时间算法仿真输出、最小匹配偏置时间以及基于强化学习方法的 RL 算法^[4]输出结果的差异性。RL 算法与本文提出的动态算法一样, 通过边缘节点对核心节点状态的预测为依据调整输出偏置时间, 不同处在于其采用纯粹的黑箱预测方法, 而不考虑核心节点的排队特性。另外, 此处引入的最小匹配偏置时间的概念如下:

假设一次仿真输出的样本总数为 K 、第 k ($k \in [1, \dots, K]$) 个控制突发样本在网络中的总延时(主要为排队时延和处理时延)为 T_k , 目标 IOT 约束为 ε , 对 T_i ($i \in [1, \dots, K]$) 进行降序排序后得出新的序列为 T'_k ($k \in [1, \dots, K]$)。 $\exists j = [\varepsilon * K] < K$, 则 T'_j 即为最小匹配偏置时间。值得注意的是: 无论动态偏置时间算法还是固定算法, 其输出偏置时间值越接近最小匹配偏置时间, 其总体性能越好; 越大于最小匹配偏置时间其时延代价越大; 越小于最小匹配偏置时间其 IOT 丢弃概率越大。

图 7 中比较了在不同目标 IOT 丢弃概率约束下的基于测量的动态偏置时间算法输出、最小匹配偏置时间以及 RL 算法的输出偏置时间(限于篇幅, 仅列出 10^{-2} 和 10^{-5} 条件下的图示)。本文动态算法参数

取值为 $u = 100$, $d_1 = 2, d_2 = 10$; RL 算法对参数较为敏感, 经过多次试验, 选用一组性能较为理想的参数即 $\mu_0 = 0.2$ (20 倍平均处理时延), $\sigma_0 = 0.1$, $\gamma' = 0.15$, $\omega = 0.9$, $\alpha_\mu = \alpha_\sigma = 0.005$ 。图 7 中纵坐标为偏置时间(单位为核心节点平均电处理时间的倍数)。在大部分负载范围内, 基于测量的算法输出的偏置时间始终保持略大于最小匹配偏置时间。负载较大时的误差表明调整因子 γ 此时所带来的调整力度尚有所欠缺。RL 算法由于对参数初值敏感并且其黑箱预测机制无法准确跟踪核心节点控制平面流量的变化, 所以其输出的偏置时间无法实现较大范围的动态调节, 其性能相对本文的算法较差。

表 2 中列出了在不同目标 IOT 概率约束条件, 动态偏置时间算法输出的偏置时间和相同仿真条件下最小匹配偏置时间之间的对比, 单位为核心节点平均处理时延的倍数。表中的后 3 列记录是在归一化流量由 0.1 到 0.9 变化的过程中动态偏置时间算法输出的最小偏置时间, 最大偏置时间和平均偏置时间; 而第 1 列为相同仿真条件下的最小匹配偏置时间。可以看到, 在大部分目标 IOT 概率约束下, 动态偏置时间算法输出偏置时间的平均值(第 5 列)和最小匹配偏置时间值基本一致。并且, 结合图 8 的曲线可知: 本文的动态偏置时间算法拥有比目标 IOT 丢弃率(也即偏置时间选取最小匹配偏置时间)低得多的实际 IOT 概率。而付出的代价仅仅是平均偏置时间略高于最小匹配偏置时间。这得益于动态算法以背景流量为依据的较大动态范围的偏置时间调整能力(表 2 的后 3 列)。RL 算法由于跟踪核心节点控制平面负载的能力较弱, 估算的偏置时间远低于实际需要的偏置时间, 所以其达到的实际 IOT 丢弃率比目标丢弃率要高得多。

5 结束语

本文通过研究光突发交换网络控制平面的排队

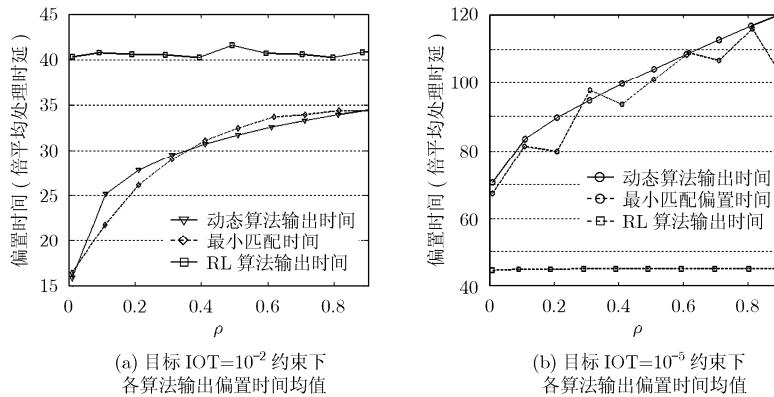
(a) 目标 IOT=10⁻² 约束下各算法输出偏置时间均值(b) 目标 IOT=10⁻⁵ 约束下各算法输出偏置时间均值

图 7 不同目标 IOT 约束条件下各算法输出偏置时间与负载关系

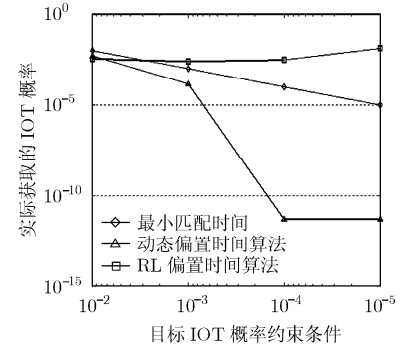


图 8 各种算法获取的实际 IOT 概率

表 2 动态算法仿真输出的偏置时间

目标 IOT	最小匹配	动态最小	动态最大	动态平均
1e-2	31.35	16.71	90.93	31.16
1e-3	52.88	34.33	216.42	54.45
1e-4	73.11	53.66	343.68	79.52
1e-5	86.98	73.86	471.84	105.49

模型，提出了一种以探测突发丢失率为观测变量的瓶颈核心节点背景流量估计算法，并在该估计算法的基础上提出了一种基于测量的动态偏置时间指派算法。该算法以边缘节点对瓶颈核心节点背景流量的测量结果为依据，根据瓶颈核心节点的负载，动态指定偏置时间。仿真和理论分析证明，该算法能够在接近最小匹配偏置时间的条件下取得较低的 IOT 丢弃率。文章后续的研究重点将集中在小样本观测变量条件下的快速背景流量测量方法以及依据流量测量结果动态调整边缘节点组装门限算法方面。

参考文献

- [1] Abdeltouab Belbekkouche, Jihene Rezgu, and Abdelhakim Hafid. Wireless mesh and optical burst switching convergence for a novel metropolitan area network architecture [J]. *Computer Networks*, 2011, 55(1): 159-172.
- [2] Coutelen T and Jaumard B. An efficient adaptive offset mechanism to reduce burst losses in OBS networks [C]. IEEE GLOBECOM, ST Louis MO, 2005: 2053-2056.
- [3] Amit Kumar Garg and Kaler R S. Feedback based load balancing, deflection routing and admission control in OBS networks [J]. *Journal of Networks*, 2010, 5(11): 1290-1299.
- [4] Amit Kumar Garg and Kaler R S. An efficient routing

scheme to reduce packet loss in all optical networks [J].

Journal of Microwaves Optoelectronics and Electromagnetic Applications, 2010, 9(2): 113-122.

- [5] Seung Yeob Nam, Kim Sunggon, and Sung Dan Keun. Measurement-based admission control at edge routers [J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2008, 16(2): 410-423.
- [6] Izal M and Aracil J. On the influence of self-similarity on optical burst switching traffic [C]. IEEE. GLOBECOM, Taipei, 2002: 2308-2312.
- [7] 孙韩林. 互联网流量、时延性质及预测模型研究[D]. [博士论文], 北京邮电大学, 2010.
- [8] Hassan M, Sarker R, and Atiquzzaman M. Modeling IP-ATM gateway using M/G/1/N queue [C]. IEEE GLOBECOM, Sydney, 1998: 465-470.
- [9] 刘剑平. 光突发交换网络边缘节点关键技术研究[D]. [博士论文], 西安电子科技大学, 2006.
- [10] Edmond W W, Luo Xiapu, and Li Weichao. Measurement of loss pairs in network paths [C]. Annual Conference on Internet Measurement, New York, 2010, 10: 88-101.
- [11] Edmond W W, Luo Xiapu, and Chang K C. A minimum-delay-difference method for mitigating cross-traffic impact on capacity measurement[C]. International Conference on Emerging Networking Experiments and Technologies, Rome, Italy, 2009, 5: 1-4.

牛大伟：男，1979年生，讲师，研究方向为光突发交换网络、无线分组网络、网络测量。

彭来献：男，1978年生，副教授，研究方向为无线分组网络、高速路由器调度算法。

于卫波：男，1975年生，讲师，研究方向为无线分组网络、网络认知算法等。