

# 一种基于预测 PI 控制器的自相似 网络主动队列管理算法

吴清亮<sup>1,2</sup>, 陶 军<sup>1,2</sup>, 姚 婕<sup>1,2</sup>

(1. 东南大学教育部计算机网络和信息集成重点实验室, 江苏南京 210096; 2. 东南大学计算机科学与工程系, 江苏南京 210096)

**摘 要:** 近年研究发现网络中的业务量呈自相似特征, 这种自相似特征显著影响网络的流量控制与排队性能, 本文在自相似网络流量可预测的基础上, 利用线性回归分析理论进行流量预测, 并应用控制理论中的预测 PI 控制器原理设计了动态矩阵 PI 控制主动队列管理 (Dynamic Matrix PI Control-Active Queue Management, 简称 DM-PIC-AQM) 算法, 以克服队列的剧烈振荡, 保持队列稳定在期望的长度. 仿真实验结果表明, DM-PIC-AQM 算法在网络流量剧烈变化和小期望队列长度的情形下, DM-PIC-AQM 算法明显优于 RED 与 P 算法.

**关键词:** 自相似网络; 拥塞控制; AQM; PI 控制器

**中图分类号:** TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 05-0938-06

## An Active Queue Management Algorithm Based on Predictable PI Controller in Self-Similar Network

WU Qing-Liang<sup>1,2</sup>, TAO Jun<sup>1,2</sup>, YAO Jie<sup>1,2</sup>

(1 The Key Laboratory of Computer Networks and Information Integration, Ministry of Education, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096 China; 2 Department of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096 China)

**Abstract** The recent studies show that the network traffic is self-similar. This nature has a great impact on flow control and queuing performance in networks, therefore it has received significant attention. By taking advantage of self-similarity of network traffic, we propose a new algorithm, named DM-PIC-AQM (Dynamic Matrix PI Control-Active Queue Management). This algorithm has two significant features. On one hand, it makes use of linearity regression theory to predict the characters of future traffic. On the other hand, it is capable to control the active queue based on the principle of predictability PI controller in control theory. Thus, the algorithm can both restrict the oscillations and stabilize the length of queue in expectation. The simulation experimental results show that the integrated performance of the proposed algorithm is obviously superior to RED and PI algorithms, especially when network traffics change dramatically and the length of queue is short.

**Key words** self-similar network; congestion control; AQM; PI controller

## 1 引言

近年来, 随着计算机和网络技术的迅猛发展以及多媒体应用的急剧增加, 对 Internet 的服务质量提出了更高的要求. 虽然目前 TCP 所采用的基于窗口的端到端拥塞控制机制对于保证 Internet 的鲁棒性 (robustness) 起到了关键性的作用. 但传统的去尾 (drop-tail) 和先进先出 (FIFO) 的队列管理方式, 不可避免的会导致过高的传输时延 (delay) 和时延抖动 (delay jitter). 为适应越来越多的实时媒体传输的要求, 更为有效的主动队列管理技术 (Active Queue Management AQM) 开始被广泛研究, 主动队列管理 (AQM) 通

过网络中间节点有目的地分组丢弃实现了较低的排队延时和较高的有效吞吐量, 从而实现了控制端到端的时延, 保证 QoS 的目的, 成为近年来 TCP 端到端拥塞控制的一个研究热点. 典型的如 Floyd 等人提出的随机早期检测 (Random Early Detection, RED) 算法以及 RED 的派生算法, 除此之外新的 AQM 算法也不断涌现, 诸如 BLUE, REM, GREEN, GKVQ, AVQ, 比例积分 (PI) 控制算法等.

目前已有的主动队列管理算法都是以经典的网络模型中所描述的短相关性流量为研究背景. 但是, 最近研究人员对大量的 WAN、LAN、VBR 以及 ISDN 等多种业务流

量的测量表明,在这些业务流量中普遍存在不同于经典的网络模型中所描述的短相关性的自相似性<sup>[12~14]</sup>(长相关性 LRD).

自相似模型<sup>[1~3]</sup>的引入以及自相似的普遍存在性给目前的主动队列管理算法带来新的困难,但它同时也会带来新的解决方法.在长时间尺度上,自相似流是有规律的(相关性).传统的短时相关的网络流,因为其短相关性,是无法在合适的时间尺度上根据过去的流量情况预测将来的一段时间内的流量情况的.当把网络流看成是长相关时,网络流极端值的持续时期比较长,体现在网络流偏离均值的持续时间较长. Tuan 和 Park<sup>[10]</sup>把业务流在时间上划分成等距离的长时间区间,并对每个区间的流量值(kbit/s)取平均.结果发现,对于长相关业务流,如果某一区间内的平均流量值较大,下一个区间内的平均流量值较大的可能性也较大;反之某一区间内的平均流量值较小,下一个区间内的平均流量值很可能也较小.这说明长相关业务流在长时间尺度上是可预测的.这也符合文献[11, 15, 16]对长相关过程的分析.针对网络的自相似性的可预测性, Tuan 和 Park 提出了 SAC (Selective Aggressiveness Control) 网络拥塞控制算法. SAC 会在被告知未来网络空闲时收回带宽,通过未来网络空闲度及其信赖度的函数调节拥塞的程度,而且网络自相似性越强,这种方法越有效.然而,文献[10]采用的方法过分依赖于对网络流量的测量,虽有理论上的价值,但在现有网络环境中很难付诸实用. Yuan G 等<sup>[17]</sup>利用最小线性均方误差理论,建立了自相似排队网络的流量预测器,随后使用改进的 RED 拥塞控制策略对 AQM 队列长度进行控制.将流量预测的结果运用于主动队列进行控制是十分有效的方法,但文献[17]中预测器设计过于复杂,并且使用改进型 RED 算法的控制器,其效果也与 RED 算法一样,主动队列控制的有效性和可靠性取决于选择合适的配置参数,对参数设置很敏感,因此容易引起网络的不稳定,改变参数对性能影响很大,当业务的突发度较强或流量抖动较大时,并不能获得满意的吞吐性能.

为解决 IP 网络中拥塞控制问题,目前已经广泛地应用了控制理论方法<sup>[4~9]</sup>,以期对于动态的、不精确的、突发的环境具有较强的自适应能力.本文利用自相似性带来的网络流量的可预测性,通过选择适当的时间尺度,构造流量预测器,进行下一步流量的预测,采用经典控制理论中的预测 PI 控制器来进行主动队列管理,控制主动队列使其保持在期望的队列长度.通过控制队列长度,从而避免拥塞,并使得链路容量得到充分利用.

## 2 流量预测及控制模型

### 2.1 流量预测器的设计及性能分析

#### 2.1.1 流量预测器的设计

在文献[17]中, Yuan G 等基于最小线性均方误差 (LMMSE) 理论构造了一个自相似网络的流量预测器模型.

假设  $f(t)$  表示一个采样时间间隔所到达路由器的网络流量,  $k$  时刻  $m$  个采样间隔平均流量表示为  $f^m(k)$ , 且

$$f^m(k) = \frac{1}{m} \sum_{i=(k-1)m+1}^{km} f(i) \quad (1)$$

根据前  $K$  个时刻的平均流量预测  $K+1$  时刻的网络流量, 流量预测公式如文献[17]式(2), 公式系数通过最小线性均方误差 (LMMSE) 理论来确定, 使得公式计算复杂, 不易于实现. 文献[17]最后给出了一个近似的系数估计公式(7), 该方法简便但造成预测不精确.

本文基于线性回归分析理论建立自相似网络的动态流量预测器模型. 线性回归分析是应用极其广泛的数据分析方法之一, 它基于观测数据建立变量间适当的依赖关系, 以分析数据的内在规律, 以此来用于预报、控制等问题, 方法简单且预测准确.

一般地, 我们首先考虑线性回归模型:

$$f^m(k+T) = \beta_0 + \beta_1 f^m(1+T) + \beta_2 f^m(2+T) + \dots + \beta_{k-1} f^m(k-1+T) + \varepsilon \quad (2)$$

令  $y = f^m(k+T)$ ,  $x_i = f^m(i+T)$ , 则有:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_{k-1} x_{k-1} + \varepsilon \quad (3)$$

其中  $x_1, x_2, \dots, x_{k-1}$  是自变量,  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{k-1}$  是未知参数,  $\varepsilon$  是均值为零, 方差为  $\sigma^2 > 0$  的不可观测的随机变量, 称为误差项, 本文假定  $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ .

首先要估计未知参数  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{k-1}$ , 为此, 我们进行  $n$  ( $n \geq k$ ) 次独立观测, 得到  $n$  组数据 (称为样本)  $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i, k-1}, y_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$  即有:

$$\begin{cases} y_1 = \beta_0 + \beta_1 x_{11} + \beta_2 x_{12} + \dots + \beta_{k-1} x_{1, k-1} + \varepsilon_1 \\ y_2 = \beta_0 + \beta_1 x_{21} + \beta_2 x_{22} + \dots + \beta_{k-1} x_{2, k-1} + \varepsilon_2 \\ \dots \\ y_n = \beta_0 + \beta_1 x_{n1} + \beta_2 x_{n2} + \dots + \beta_{k-1} x_{n, k-1} + \varepsilon_n \end{cases} \quad (4)$$

写成矩阵的形式为:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (5)$$

我们用最小二乘法来估计式中  $\beta_p$ , 即选择适当  $\beta_i$  使误差项的平方和

$$\begin{aligned} S(\beta) &= \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \varepsilon^T \varepsilon \\ &= (Y - X\beta)^T (Y - X\beta) = \sum_{i=1}^n (y_i - \sum_{j=0}^{k-1} x_{ij} \beta_j)^2 \end{aligned} \quad (6)$$

达到最小, 其中  $x_{i0} = 1$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ), 为此, 分别对  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{k-1}$  求偏导并令其等于 0 得

$$\frac{\partial S(\beta)}{\partial \beta_m} = - \sum_{i=1}^n (y_i - \sum_{j=0}^{k-1} x_{ij} \beta_j) = 0, \quad m = 0, 1, \dots, k-1$$

即

$$\sum_{i=1}^n y_i x_{im} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^{k-1} x_{ij} x_{im} \beta_j = \sum_{j=0}^{k-1} \left( \sum_{i=1}^n x_{ij} x_{im} \right) \beta_j, \quad m = 0, 1, \dots, k-1 \quad (7)$$

进一步可写矩阵形式为

$$X^T X \beta = X^T Y \quad (8)$$

因为  $\text{rank}(X^T, X) = \text{rank}(X) = k$  故  $(X^T X)^{-1}$  存在, 即得  $\beta$  的最小二乘估计  $\hat{\beta}$  为

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (9)$$

因为  $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ , 故我们可以得到预测流量器模型为:

$$f^m(k+T) = [\beta_0 \quad \beta_1 \quad \dots \quad \beta_{k-1}] \begin{bmatrix} 1 \\ f^m(1+T) \\ M \\ f^m(k-1+T) \end{bmatrix} \quad (10)$$

## 2.1.2 流量预测器的性能分析

流量预测器的预测有效性和准确性直接影响到随后的主动队列控制, 所以有必要首先对流量预测器的有效性和准确性进行验证. 因此, 我们首先在 NS2 平台上在如图 1 所示的单瓶颈链路拓扑结构下进行了仿真实验, 瓶颈链路容量为 2Mbps, 总共为 6 个 TCP 连接, 按照 Pareto on/off 分布产生自相似性流量. 其仿真流量与预测流量结果如图 2 所示. 随后我们运用真实环境下测量所得的网络流量数据, 进一步验证了流量预测器的有效性, 如图 3 所示.

通过仿真流量与实测流量实验, 我们发现流量预测器的预测流量与仿真流量或实测的网络流量均能较好的吻合. 在仿真流量实验中, 最大的预测误差率小于 0.08%. 实测流量实验中, 预测流量与网络真实流量的最大误差率小于 0.19%.

2.2 预测 PI 控制器的设计

流量预测最终目的是为了实现对主动队列长度的控制. 通过预测流量, 我们可以预测得到未来时刻队列变化情况. 控制未来主动队列长度与期望队列长度相一致, 这样就形成了一个典型的预测控制. 预测控制是控制理论中一类经典控制算法, 其根据某一优化性能指标设计控制系统, 确定一个控制量的时间序列, 使未来一段时间内的被调量与经过柔化后的期望轨迹之间的误差为最小, 从而取得好的综合控制效果. 动态矩阵控制 (Dynamic Matrix Control) 就是一种典型的预测控制算法, 采用工程上易于

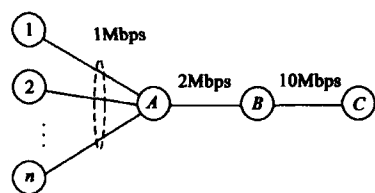


图1 网络拓扑结构

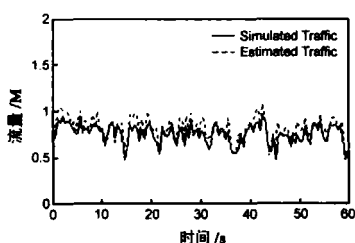


图2 on-off流量

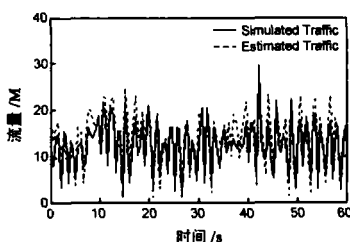


图3 网络实际流量

测取的对象阶跃响应做模型, 具有算法比较简单、计算量较小、鲁棒性较强等优点. 其方法是使用直接的两步 DMC 控制器设计, 以获得一个具有传统 PI 结构的控制器. 设计用于主动队列管理的动态矩阵 PI 预测控制器过程分为以下两步:

第 1 步: 输出队列长度预测

根据已知的流量输入矢量与待求流量增量矢量序列进行输出队列长度预测. 假设待求流量增量矢量为  $(\Delta U(k))$  ( $\Delta U(k) = [\Delta u_p(k), \Delta u_p(k+1), K, \Delta u_p(k+M-1)]^T$ ).

则  $p$  步输出矢量预测可以表示为:

$$Q_m(k+1) = Q_0(k+1) + A \Delta U(k) \quad (11)$$

式中:

$Q_m(k+1)$ —预测有  $A \Delta U(k)$  作用时未来  $p$  个时刻的预测模型输出队列矢量,  $Q_m(k+1) = [q_m(k+1), q_m(k+2), K, q_m(k+p)]^T$ ;  $Q_0(k+1)$ —预测无  $A \Delta U(k)$  作用时未来  $p$  个时刻的预测模型输出初始队列矢量,  $Q_0(k+1) = [q_0(k+1), q_0(k+2), K, q_0(k+p)]^T$ ;

$$A = \begin{bmatrix} \hat{a}_1 & 0 & \dots & 0 \\ \hat{a}_2 & \hat{a}_1 & 0 & M \\ M & M & 0 & 0 \\ \hat{a}_p & \hat{a}_{p-1} & \dots & \hat{a}_{p+M} \end{bmatrix}_{p \times M}$$

$A$  称为动态矩阵.  $\hat{a}_1, \hat{a}_2, K, \hat{a}_p$  为阶跃响应动态系数.

在主动队列从空队列到未发生队列溢出前, 主动队列的响应即可看作为控制理论中的阶跃响应, 所以此时的阶跃响应的动态系数  $\hat{a}_i$  即为  $\beta_{i-1}$  ( $i=1, 2, \dots, k$ ). 而拥塞控制的主要目的是使队列保持在一定的长度, 不发生队列溢出, 所以可以在队列未溢出前认为有  $\hat{a}_i = \beta_{i-1}$ ,  $i=1, 2, \dots, k$ . 为了方便阶跃响应的动态系数的估计, 不失一般性, 可取  $M \leq p \leq k$ .

式 (11) 表明, 队列长度预测模型输出由两部分组成: 第一项为队列长度输出初值, 它实际上由过去的流量所产生; 第二项为待求的未知流量增量.

模型输出队列长度初值  $Q_0(k+1)$  的计算式为:

$$Q_0(k+1) = A_0 U(k-1) \quad (12)$$

式中:

$$U(k-1) = [u(k-N+1), u(k-N+2), K, u(k-1)]^T;$$

$A_0 =$

$$\begin{bmatrix} \hat{a}_N - \hat{a}_{N-1} & \hat{a}_{N-1} - \hat{a}_{N-2} & \hat{a}_{N-2} - \hat{a}_{N-3} & \dots & \hat{a}_3 - \hat{a}_2 & \hat{a}_2 \\ 0 & \hat{a}_N - \hat{a}_{N-1} & \hat{a}_{N-1} - \hat{a}_{N-2} & \dots & \hat{a}_4 - \hat{a}_3 & \hat{a}_3 \\ M & 0 & 0 & \dots & M & M \\ 0 & \dots & 0 & \hat{a}_N - \hat{a}_{N-1} & \hat{a}_{p+2} - \hat{a}_{p+1} & \hat{a}_{p+1} \end{bmatrix}$$

$N$  表示脉冲响应序列长度, 本文中取  $N=10$ .

对于实际对象不可能精确地得知其动态系数  $\hat{a}_i$ , 而只能用其实测值或参数估计值 (本文中取的即为参数估计值), 因此存在模型误差. 另外, 还存在着外来随机干扰等

的影响, 所以系统的输出队列长度预测值需在模型输出的基础上, 用实际输出队列长度  $q(k)$  误差来修正, 即:

$$\begin{aligned} Q_p(k+1) &= Q_m(k+1) + h[q(k) - q_m(k)] \\ &= A \Delta U(k) + A_0 U(k-1) + h e(k) \end{aligned} \quad (13)$$

式中:

$$\begin{aligned} Q_p(k+1) &\text{—系统的输出预测矢量, } Q_p(k+1) = [q_p(k+1), q_p(k+2), K, q_p(k+p)]^T; \\ e(k) &\text{—}k\text{时刻的预测模型输出误差, } e(k) = q(k) - q_m(k); \\ h &\text{—误差修正系数矢量, } h = [h_p, h_2, K, h_N]^T; \end{aligned}$$

### 第 2 步: 最优控制律设计

在假设期望输出队列长度轨迹为  $Q_r(k+1) = [q_r(k+1), q_r(k+2), K, q_r(k+p)]^T$  的情况下, 我们可以设计出最优控制律, 最优控制律由二次型性能指标函数决定, 即:

$$\begin{aligned} J_p &= K_p \sum_{i=1}^p [\Delta q_p(k+i) - \Delta q_r(k+i)]^2 + K_1 \sum_{i=1}^p [q_p(k+i) - q_r(k+i)]^2 + \sum_{j=1}^M \lambda [\Delta u_p(k+j-1)]^2 \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \text{式中: } \Delta q_p(k+i) &= [\hat{a}_1 + (\hat{a}_2 - \hat{a}_1)z^{-1} + \dots + (\hat{a}_N - \hat{a}_{N-1}) \cdot z^{-(N+1)}] \Delta u(k+i-1) + h_i e(k) \\ &= (\hat{g}_1 + \hat{g}_2 z^{-1} + \dots + \hat{g}_N z^{-(N+1)}) \Delta u(k+i-1) + h_i e(k) \end{aligned}$$

且  $\hat{a}_1 = \hat{g}_1, \hat{a}_i - \hat{a}_{i-1} = \hat{g}_i \quad (i = 2, 3, \dots, N);$

$$\Delta q_r(k+i) = q_r(k+i) - q_r(k+i-1);$$

$K_p, K_1$ —比例因子和积分因子;

$\lambda$ —待求流量增量加权系数;

将上式写成矢量形式为:

$$\begin{aligned} J'_p &= K_p [\bar{Q}_p(k+1) - \bar{Q}_r(k+1)]^T [Q_p(k+1) - \bar{Q}_r(k+1)] + K_1 [Q_p(k+1) - Q_r(k+1)]^T [Q_p(k+1) - Q_r(k+1)] \\ &\quad + [\Delta U(k)]^T \Lambda [\Delta U(k)] \end{aligned} \quad (15)$$

式中:  $\Lambda = \text{diag}[\lambda, \lambda, \dots, \lambda];$

$$\bar{Q}_p(k+1) = \bar{G} \Delta U(k) + \bar{F}_0 \Delta U(k-1) + h e(k) = \bar{G} \Delta U(k) + \bar{Q}_0(k);$$

$$\bar{Q}_r(k+1) = [\Delta q_r(k+1), \Delta q_r(k+2), K, \Delta q_r(k+p)]^T;$$

$$\bar{Q}_0(k) = \bar{F}_0 \Delta U(k-1) + h e(k);$$

$$\bar{G} = \begin{bmatrix} \hat{g}_1 & 0 & \dots & 0 \\ \hat{g}_2 & \hat{g}_1 & 0 & M \\ M & M & 0 & 0 \\ \hat{g}_p & \hat{g}_{p-1} & \dots & \hat{g}_{p-M+1} \end{bmatrix}_{p \times M}$$

$$\bar{F}_0 = \begin{bmatrix} \hat{g}_N & \hat{g}_{N-1} & \dots & \hat{g}_3 & \hat{g}_2 \\ 0 & \hat{g}_N & \hat{g}_{N-1} & \dots & \hat{g}_4 & \hat{g}_3 \\ M & 0 & 0 & M & M \\ 0 & \dots & 0 & \hat{g}_N & \hat{g}_{p+2} & \hat{g}_{p+1} \end{bmatrix}_{p \times (N-1)}$$

将  $J'_p$  对未知控制增量  $\Delta U(k)$  求导, 并令  $\partial J'_p / \partial \Delta U(k) = 0$  即可求出控制律:

$$\Delta U(k) = \bar{K}_p [Q_r(k+1) - Q_0(k)] + \bar{K}_I [Q_r(k+1)$$

$$- Q_0(k)] \quad (16)$$

式中:

$$\bar{K}_p = K_p (K_p \bar{G}^T \bar{G} + K_I \bar{G}^T \bar{G} + \Lambda)^{-1} \bar{G}^T;$$

$$\bar{K}_I = K_I (K_p \bar{G}^T \bar{G} + K_I \bar{G}^T \bar{G} + \Lambda)^{-1} \bar{G}^T;$$

当采用即时控制策略时, 取  $\bar{K}_p, \bar{K}_I$  的首行后有:

$$\Delta u(k) = k_p [\bar{Q}_r(k+1) - \bar{Q}_0(k)] + k_I [Q_r(k+1) - Q_0(k)] \quad (17)$$

式中  $k_p = (1, 0, \dots, 0) \bar{K}_p; k_I = (1, 0, \dots, 0) \bar{K}_I;$

上式表明所设计的控制器已为一个动态矩阵比例积分控制器 (DMPIC).

## 3 预测 PI 控制的 AQM 算法 (DMPIC-AQM)

根据自相似网络流量的可预测性, 我们在 2.1 节中利用线性回归分析理论建立了自相似网络流量预测器, 可以得到下一时刻的预测流量为  $f^m(k)$ . 在 2.2 节中我们又详细地设计了动态矩阵比例积分控制器 (DMPIC), 求得在期望队列长度时, 下一时刻最多可以增加的输入流量样  $\Delta u(k)$  (如式 (17)).

运用 2.1 和 2.2 的结论, 我们可以设计具有流量预测功能的主动队列管理算法, 以实现主动队列长度控制. 首先由流量预测器公式 (如式 (10)) 可知下一时刻流量  $f^m(k)$ , 则下一时刻将增加的流量为:

$$\Delta f^m(k) = f^m(k) - f^m(k-1) \quad (18)$$

另外假设主动队列的服务速率为  $c(k)$ , 则应该丢弃的包数量为:

$$\Delta P(k) = \Delta f^m(k) - \Delta u(k) - c(k) \quad (19)$$

为了方便, 不失一般性, 假设服务速率固定为  $C$  的情况下, 则有:

$$\begin{aligned} \Delta P'(k) &= \Delta f^m(k) - \Delta u(k) - C \\ &= f^m(k) - f^m(k-1) - k_p [\bar{Q}_r(k+1) - \bar{Q}_0(k)] \\ &\quad + k_I [Q_r(k+1) - Q_0(k)] - C \end{aligned} \quad (20)$$

在固定的服务速率时下一时刻的分组丢弃概率可定义为:

$$p = \max\{\Delta P'(k), 0\} / f^m(k) \quad (21)$$

至此, 我们得到了自相似网络中具有流量预测功能的 AQM 控制算法. 为方便起见, 将该算法称为 DMPIC-AQM 算法.

## 4 DMPIC-AQM 算法的仿真与性能评价

我们在 NS2 平台上实现了 DMPIC-AQM 算法, 并用如图 1 所示的拓扑结构进行仿真实验来评价算法的性能. 给定节点 A 和节点 B 之间的瓶颈链路容量为 2Mbps, 期望的队列长度设定为 1000 packets, 队列固定服务速率  $C = 6000 \text{ pkts/sec}$ . RED 的门限  $\min_{th} = 800, \max_{th} = 1200$ . 本文只进行一步流量与队列长度即时预测, 故取  $M = p = 1$ . 参数  $\Lambda$

$= \text{diag}[1, 1, \dots, 3]_M = \text{diag}[1] = 1, K_p = 2.8326 \times 10^{-6}, K_i = 2.5896 \times 10^{-5}, h = [h_1, h_2, K, h_N]^T = \left[ \frac{2}{N(N+1)}, \frac{4}{N(N+1)}, K, \frac{2}{(N+1)} \right]^T, N$  取值如前文. 文献

[17] 讨论了参数采样时间  $T_s$  间隔对流量预测的影响, 当 0.02 到 0.05 秒时, 预测具有良好的效果, 这里我们沿用这一参数, 取采样时间  $T_s$  间隔为 0.03 秒.

首先我们比较了 RED、PI 算法与 DM-PIC-AQM 算法在不同流量下队列长度变化情况. 图 4(a) 是在较为平稳的流量下, 分别采用 RED、PI 与 DM-PIC-AQM 算法所得到的 AQM 队列长度变化曲线. 图 4(b) 是在剧烈变化流量下三种算法产生的队列

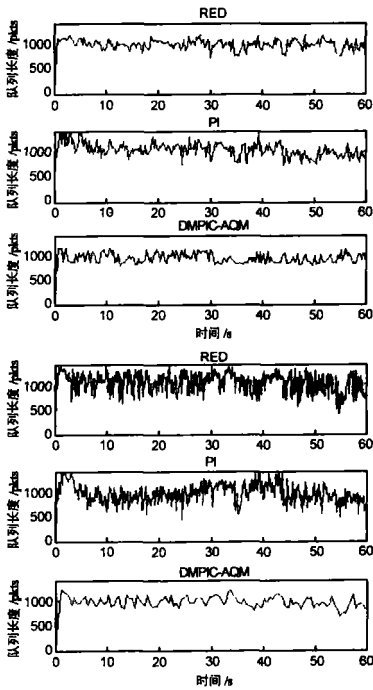


图 4 不同流量下的队列长度比较

长度. 从图可知, 在较平稳的网络流量下, 三种算法都表现出相当不错的性能, 队列在期望队长附近平稳变化. 但在网络流量剧烈变化的情形下, DM-PIC-AQM 算法明显优于 RED 与 PI 算法.

随后为了了解和比较期望的队列长度对算法性能的影响, 我们分别将期望队列长度分别设定为 200 packets 与 1000 packets.

RED 的门限分别改为  $\min_{th} = 150 \text{ packets}$ ,  $\max_{th} = 250 \text{ packets}$  和  $\min_{th} = 800 \text{ packets}$ ,  $\max_{th} = 1200 \text{ packets}$ . DM-PIC-AQM 算法参数保持不变. 队列长度的变化情况如图 5 所示, DM-PIC-AQM 算法中队列长度始终保持在期望队列附近. RED 与 PI 算法控制的队列在小期望队列长度时出现了大幅度振荡 (如图 5(b) 所示). 队列的大幅度振荡一方面增加了端到端的时延抖动; 同时由于空队列出现概率加大, 最终导致链路利用率降低, 这两点都违背了 AQM 的设计目标.

## 5 结论

主动队列管理是近年来 TCP 端到端拥塞控制研究的一个技术热点, 它通过网络中间节点有控制的分组丢弃机制实现了较低的排队延时和较高的有效吞吐量. 现有的大多数 AQM 算法在设计过程中都没有充分考虑到自相似网络流量的特性. 在本文中, 我们首先通过自相似网络流量

的可预测性, 基于线性回归分析理论建立了自相似网络流量预测器, 通过仿真实验研究验证了流量预测器的有效性和准确性. 随后, 我们应用控制理论中的预测控制原理设计了动态矩阵 PI 预测控制主动队列管理算法 (DM-PIC-AQM). 仿真结果表明, 算法大大有利于队列长度的稳定, 从而提高了链路利用率. 此外, 我们还通过仿真实验细致地分析和比较了 DM-PIC-AQM 算法和已有典型 RED、PI 算法在不同网络流量和不同期望队列长

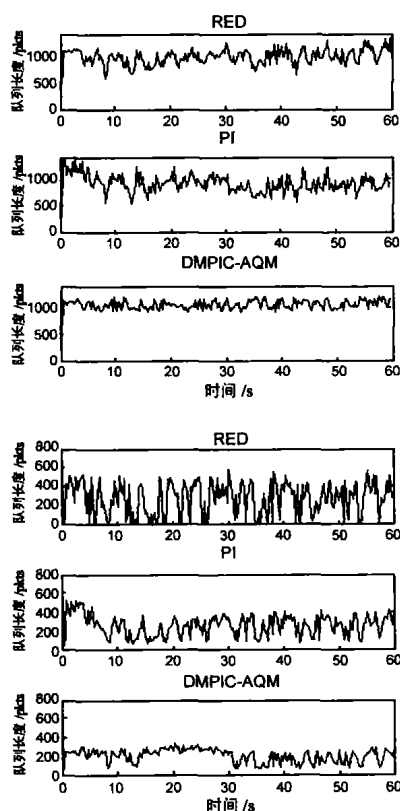


图 5 不同期望队列长度下的队列长度比较

度下的性能. 虽然在较平稳的网络流量和较高的期望队列长度下, 三种算法都表现出相当不错的性能, 但在网络流量剧烈变化和小期望队列长度的情形下, DM-PIC-AQM 算法明显优于 RED 与 PI 算法.

## 参考文献:

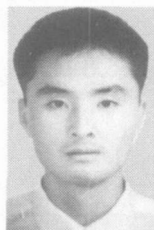
- [1] Leeland W, Taqqu M, Willinger W, et al. On the self-similar nature of Ethernet traffic [J]. IEEE/ACM Trans Networking 1994, 1(1): 1-15.
- [2] Park K, Kim G, Crovella M. On the relationship between file sizes, transport protocols and self-similar network traffic [A]. Proc of IEEE International Conference on Network Protocols [C]. Columbus Ohio USA: ICNP, 1996: 171-180.
- [3] Likhankov N, Tsybakov B, Georganas N. Analysis of an ATM buffer with self-similar ( fractal ) input traffic [A]. Proc of IEEE INFOCOM 95 [C]. Boston Massachusetts: IEEE Computer and Communications Conference, 1995: 85-99.
- [4] Choulak V, Misra D, Towsley W, B Gong. On designing improved controllers for AQM routers supporting TCP flows [A]. Proc of IEEE INFOCOM 01 [C]. Anchorage Alaska: IEEE Computer and Communications Conference, 2001: 1726-1734.
- [5] Choulak V, Misra D, Towsley W, B Gong. Analysis and design

- ning of controllers for AQM routers supporting TCP flows [J]. IEEE Transactions on automatic control 2002, 47(6): 945–959.
- [6] T K King W. Q. Guo and H. C. Chieh Advances in PID Control[M]. London: Springer-Verlag 1999
- [7] Fengyuan REN, Chuang LN. Speed up the responsiveness of active queue management system [J]. IEEE TRANS COMMUN, 2003, 86(2): 630–636
- [8] Low S.H. TCP Congestion Controls Algorithms and Models [DB/OL]. Tutorial Slides 2000. <http://netlab.caltech.edu>
- [9] Ki Baek Kim, Steven H. Low. Analysis and design of AQM based on state-space models for stabilizing TCP[A]. Proc of IEEE Proceedings of the American Control Conference[C]. Denver USA: American Control Conference, 2003. 260–265.
- [10] TUAN T, PARK K. Multiple time scale congestion control for self-similar network traffic[J]. Performance Evaluation 1999, 36(1): 359–386
- [11] Beran J. Statistic for Long-Memory Processes[M]. New York: Chapman & Hall 1994
- [12] Beran J, Sherman R, Taqqu M. S. et al Long-range dependence in variable-bit rate video traffic[J]. IEEE Transactions on Communications 1995, 43(2): 1566–1579.
- [13] Crovella M. E, Bestavros A. Self-similarity in world wide web traffic: evidence and possible cause[A]. Proc. of ACM Symposium on Networking Conference, 1996. 160–169.
- [14] Duffey D. E, Rosenstein M, Willinger W. Statistical analysis of CCSN/SS7 traffic data from working subnetworks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications 1994, 12(3): 544–551
- [15] P. R. Morin The Impact of Self-Similarity on Network Performance Analysis[D]. Ph.D. dissertation, Carleton Univ. 1995
- [16] Zafer Sahinoglu, Sirin Tekinay. On Multimedia Networks Self-similar traffic and network performance [J]. IEEE Communications Magazine, 1999, 37(1): 48–52
- [17] Yuan Gao, Guanghui He, Jennifer Chou. On exploiting traffic predictability in active queue management[A]. Proc. of IEEE INFOCOM [C]. New York: IEEE Computer and Communications Conference, 2002. 1630–1639.

#### 作者简介:



吴清亮 男, 1977年 10月出生于湖南茶陵县, 东南大学博士生, 研究领域为高可用网络、无线网络、资源控制、QoS 提供及自适应技术. E-mail: qwu@seu.edu.cn



陶 军 男, 1975年 11月出生于江苏淮阴, 2005年 6月毕业于东南大学计算机系, 获工学博士学位, 现为东南大学计算机系讲师, 主要研究方向为高性能网络、分布式计算、博弈与信息经济学.