

自相似流量的主动队列管理算法

温昱晖 朱祥华 张勇

(北京邮电大学通信网络综合技术研究所 北京 100876)

摘要 该文提出了一种替代随机早期检测(RED)的主动队列管理算法: 信号能量的小波分解(wavelet-decomposed signal energy, WDSE)算法。WDSE 能够有效地对自相似流量进行拥塞检测和管理。采用小波的二阶子段滤波测量输入流量的能量, 基于小波的多分辨率分析可以对到达流量的短期和长期波动进行预报, 重新调整主动队列管理的丢弃概率。WDSE 可以避免先前主动队列管理所难以解决的参数选择问题, 如 RED 等。该文比较了 WDSE 和 RED 的动态性能, 显示 WDSE 能够有效改善系统的暂态特性。仿真证明 WDSE 比 RED 能更快地响应负载的变化。此外, WDSE 在控制瞬时队列长度的稳态值也具有更好的鲁棒性。

关键词 自相似性, WDSE, 主动队列管理, 多分辨率分析, 能量函数

中图分类号: TN915.07

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)07-1303-05

Self-Similar Traffic Control in Active Queue Management

Wen Yu-hui Zhu Xiang-hua Zhang Yong

(Institute of Communication Networks Integrated Technique, BUPT, Beijing 100876, China)

Abstract In this paper, an alternative AQM(Active Queue Management) is designed: WDSE (Wavelet-Decomposed Signal Energy) approach is capable of detecting and managing self-similar traffic. This approach uses wavelets and measures the energy of input traffic at the output of each dyadic subband filter. The scheme is based on the wavelet multiresolution analysis, which can be used to predict short and long term fluctuations in the incoming traffic pattern and readjust the marking drop probabilities without the difficulty of parameters selection in advance unlike RED. Comparing the WDSE and RED about the dynamic performance, improved transient performance of WDSE is illustrate. As evident from the simulation, the WDSE performs better, responding more quickly to load variations than the RED. Moreover, the WDSE is superior in robustly regulating the steady-state value of the queue level.

Key words Self-similarity, WDSE, AQM, Multiresolution decomposition, Energy function

1 引言

近年来在对局域网和广域网的分析研究表明, 网络的流量普遍存在自相似性或长相关性的特性^[1,2], 即所测网络流量的时间序列在不同时间尺度上都具有突发性。这意味着网络流量在一个范围很大的时间尺度上存在非常集中的高活动和低活动时期。这就是所谓的时间尺度不变性, 它会给网络的资源管理和服务质量(QoS)的提供带来新的复杂性。从另一方面来说, 大时间尺度下的突发性会造成网络资源严重过利用率和严重欠利用率时期的增大, 前者会造成延迟增大和由于缓冲溢出造成的丢弃增大; 而后者则会给系统的资源造成不必要的浪费。自相似性还造成另一个现象就是业务流的融合(如一个统计复用器)并不会实现对流量的平滑作用, 也就是说, 突发性的数据流被复用以后会趋向于产生一个突发性的聚合流。正是由于网络流量的自相似性特性给流量和资源的管理带来了更多的困难, 增加了复杂性, 从而造成很难

有效地采用TCP来实现拥塞控制。很明显针对具有自相似性特性的流量, 要有效地实现拥塞控制需要更多的研究。

针对具有自相似特性的网络流量进行控制的研究, 目前还处在刚刚起步阶段, 还有很多工作需要努力。本文试着采用小波多分辨率分析方法针对自相似流具有尺度不变突发性的特性, 通过改善流量控制的动态特性以期实现对不同尺度突发性的控制。

2 相似性的相关定义^[3]

2.1 连续时间自相似过程

对于随机过程 $X(t)$, 如果任意实数 $a > 0$, 和Hurst参数 H , $0.5 \leq H \leq 1$, $\alpha^{-H} X(at)$ 和 $X(t)$ 有相同的分布, 则称 $X(t)$ 是Hurst参数为 H 自相似的。且其期望值、方差和自相关函数分别为

$$E[X(t)] = \frac{E[X(at)]}{a^H}, \quad \text{Var}[X(t)] = \frac{V[X(at)]}{a^{2H}}, \quad \alpha^{-H} X(at)。$$

2.2 离散时间自相似过程

确定自相似程度(即Hurst参数)的直接方法是在不同时间尺度下测量其增量的统计性。这就引入了聚合的概念-连续时间自相似过程中 m 个相邻增量的和。聚合的离散过程近似定义为

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

严格平稳(增量)过程 $X = (X_k : k=1,2,\dots)$, 对于每个自然数 m , 如果 $m^{-H} X^{(m)} = X$ 成立, 也就是说在有限维分布上它们都相等, 则称 X 是参数为 H 的严格自相似。其中 $X^{(m)} = (X_k^{(m)} : k=1,2,\dots)$ 。

对于平稳过程 X , 如果对每个 $m=1,2,\dots$, 有 $\text{Var}[X_1^{(m)}] = \frac{\text{Var}[X_1]}{m^\beta}$, 其中 $0 < \beta < 1$, 则称参数为 β 严格二阶自相似性。如果条件是近似的, 即 $\text{Var}[X_1^{(m)}] \sim \frac{\text{Var}[X_1]}{m^\beta}$, $m \rightarrow 0$ 那么该平稳过程称为渐进二阶自相似性。其中 β 与 Hurst 参数 H 的关系是: $H=1 - \beta/2$ 。

如果增量 X_1, X_2, \dots 相互间是独立的, 那么参数 β 将为1, 则该过程将不再是自相似的。

2.3 长相关性

随机变量 X 的分布是重尾的, 如果 $1 - F(x) = \text{Pr}[X > x] \geq a(x)$, 而当 $x \rightarrow \infty$ 时, $a(x) \sim x^{-\alpha}$, $\alpha > 0$, 其中 F 是 X 分布函数。在自相似过程中的这种持续现象通常反应了长相关性(LRD), 这主要是根据自协方差函数来定义的。如果过程 X 的自协方差函数是不可加的, $\sum_{k=0}^{\infty} \text{Cov}(k) = \infty$, 则 X 被称为 LRD。

3 小波变换

3.1 小波^[4]

与傅里叶变换(Fourier transform)以波动的正弦波 $e^{j2\pi ft}$ 来分析信号不同, 小波(wavelet)变换通过将信号 $X(t)$ 映射到称为小波的局部波动的波形上, 来实现局部的傅里叶分析。小波 $\psi(t)$ 是以 f_0 为中心频率波动的带通函数。伸缩(拉伸或压缩)和平移小波可得

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \Psi(2^j t - k) \tag{1}$$

其中 $j, k \in \mathbb{Z}$, 这样就将小波的中心频率移到了 $2^j f_0$, 而时间中心平移了 $2^j k$ 。

除了小波 $\psi(t)$, 小波分解还利用了称为尺度函数的低通函数 $\phi(t)$, 同 $\psi(t)$ 一样, 通过伸缩和平移可得

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \Phi(2^j t - k) \tag{2}$$

正如信号可以由一系列加权的正弦波的和来重构一样, 原信号也可以由一系列加权的尺度函数和小波函数的和进

行重构:

$$X(t) = \sum_k c_x(j_0, k) \phi_{j_0, k} + \sum_{j \geq j_0} \sum_k d_x(j, k) \psi_{j, k}(t) \tag{3}$$

这里 $c_x(j_0, k)$ 称为尺度系数而 $d_x(j, k)$ 称为小波系数。式(3)中的第一项是对信号 $X(t)$ 在“最粗”解析度下的重构。第二项是用随着 $j \rightarrow \infty$ 解析度越来越精细的尺度, 增加信号重构的“细节”信息。小波及其多分辨率分析应用的关键是它们强大的近似能力, 例如, 它们仅需要用相当小数量的系数来提供准确的近似。只要特别设计, 小波和尺度函数是可以被构造成正交的, 这意味着小波和尺度系数可以用简单的内积实现计算:

$$c_x(j, k) = \langle X, \phi_{j, k} \rangle, \quad d_x(j, k) = \langle X, \psi_{j, k} \rangle. \tag{4}$$

3.2 Haar 小波

本文考虑到简单及实用性, 只讨论最简单的小波系统——Haar小波^[4]。Haar小波的尺度函数和小波函数如下:(如图1)

$$\Phi(t) = \begin{cases} 1, & t \in [0, 1) \\ 0, & t \notin [0, 1) \end{cases}; \quad \Psi(t) = \begin{cases} 1, & t \in [0, 1/2) \\ -1, & t \in [1/2, 1) \\ 0, & t \notin [0, 1) \end{cases} \tag{5}$$

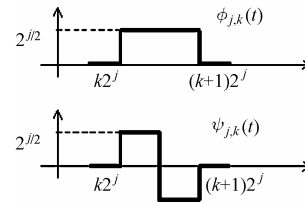


图1 Haar 小波系统

由于 $\phi_{j,k}(t)$ 是矩形函数, Haar 小波的尺度系数 $c_x(j, k)$ 表示时间间隔 $[k2^{-j}, (k+1)2^{-j}]$ 内信号的局部平均值, 这样就构成了 $X(t)$ 在解析度 j 下一个离散时间近似。

假设定义两个向量空间 $V^j = \text{sp}\{\phi_{j,k}\}_{i=0,\dots,2^j-1}$ 和 $W^j = \text{sp}\{\psi_{j,k}\}_{i=0,\dots,2^j-1}$, 其中 sp 表示线性空间, 指标 j 表示伸缩而 i 表示平移。此外, 线性空间满足以下特性: $V^j \subseteq V^{j+1}$, $W^j \subseteq W^{j+1}$ 。这里 Haar 小波基(包括其他小波基)有着一个重要的特性, 那就是

$$V^{j+1} = V^j \oplus W^j \tag{6}$$

举例来说, 考虑一个 8 个样本的信号, 不失一般性, 也可以用于任意有限长的信号, 为了分析方便, 对于任意正整数 k 可以假设信号的长度(维数)为 2^k 。假设 $X \in \mathbb{R}^8$, 并且根据 V^j 和 W^j 的定义通过基向量将信号 X 展开成 $V^0 \oplus W^0 \oplus V^1 \oplus W^1$, 可得

$$X = \langle X, \phi_{0,0} \rangle \phi_{0,0} + \langle X, \psi_{0,0} \rangle \psi_{0,0} + \langle X, \psi_{1,0} \rangle \psi_{1,0} + \langle X, \psi_{1,1} \rangle \psi_{1,1} + \langle X, \psi_{2,0} \rangle \psi_{2,0} + \langle X, \psi_{2,1} \rangle \psi_{2,1} + \langle X, \psi_{2,2} \rangle \psi_{2,2} + \langle X, \psi_{2,3} \rangle \psi_{2,3} \tag{7}$$

这与傅里叶展开相对应,信号的展开可以用内积 $\langle \mathbf{X}, \phi_{j,k} \rangle \phi_{j,k}$ 和 $\langle \mathbf{X}, \psi_{j,k} \rangle \psi_{j,k}$ 来计算。

4 拥塞控制中的多分辨率分解

本文介绍了一个对流量数据的时间序列进行分解分析应用的方法,例如将交换/路由器上队列队长信息的时间序列在不同频率段上进行分解以获取不同尺度的流量信息实现拥塞控制。这个方法是将流量的到达过程分解成高、低不同的频率成分。低频成分主要是反映真实的流量拥塞信息,因此在小波分解中在大尺度上将显示出相对较大的小波系数值;而另一方面,高频成分可以被看作是排队行为随机性造成的影响,因此在小尺度上小波分解中具有相对较小的小波系数值。基于以上的认识,各个频率段上的能量分布可以用来实现对主要流量模型成分分布的认识。

4.1 能量函数

假设有时间序列,其在最精细解析度上可以表示为: $X_{0,k}, k=0,1,2,\dots$, X_0 是流量的到达过程。若通过采用非归一化因子将序列在两个非重叠的数据块上进行平均,将 X_0 在低解析度上进行粗化:

$$X_{1,k} = \frac{1}{\sqrt{2}}(X_{0,2k} + X_{0,2k+1}) \quad (8)$$

由此可以获得新的时间序列 X_1 ,这是在较粗解析度上原序列 X_0 的表示。式(8)中用差值代替平均,这样在数量上就可得到序列的“细节”:

$$d_{1,k} = \frac{1}{\sqrt{2}}(X_{0,2k} - X_{0,2k+1}) \quad (9)$$

现在利用较粗解析度上的序列 X_1 加上该解析度下的细节 d_1 ,就可以对原序列 X_0 进行重构,如: $X_0 = (1/\sqrt{2})(X_1 + d_1)$ 。以此类推,在不同的尺度上进行迭代这个过程(例如:将 X_1 表示 X_0 在更粗解析度下的平均 X_2 和细节 d_2 的和),原到达序列可以表示成: $X_0 = 2^{-n/2} X_n + 2^{-n/2} d_n + \dots + 2^{-1/2} d_1$ 。如果将不同尺度下的细节 $d_{j,k}$ 的集合作为离散的小波系数,它们可以构成通常所说的离散小波变换,并且这些系数可以按照式(8),和式(9)进行迭代计算。

为讨论给定时间序列的伸缩特性,本文将集中讨论小波尺度局部化 (scale-location) 特性,即用时间序列离散的小波变换来检验不同解析度或尺度下小波系数的统计特性,这里我们将统计特性集中在能量函数^[5] E_j 上考虑, E_j 定义为

$$E_j = \frac{1}{N_j} \sum_k |d_{j,k}|^2, j=1,2,\dots,n \quad (10)$$

其中 N_j 是在尺度 j 下小波分解系数的个数。 E_j 可以认为是时间序列分解到尺度 j 下所具有的平均能量,并且通过从细到粗解析度的分解,来分析数量上的变化以获得流量的信息。

4.2 多分辨率算法设计

令 \mathbf{R} 是 $M \times M$ 的小波变换矩阵, \mathbf{X} 是 M 维的向量数据,

小波变换运算可以表示为 $\mathbf{W}=\mathbf{R}\mathbf{X}$, 其中 \mathbf{W} 是 M 维的小波变换向量, $\mathbf{W}=[w_1, w_2, \dots, w_8]$ 。由于只考虑每个子频段或每个时间尺度上的能量统计特性,随机过程 \mathbf{X} 在尺度 j 上的能量通过用式(10)来计算 \mathbf{W} 获得的。对于尺度 m 存在 $M=2^m$ 表示原数据流量最高频细节;若 $M=8$ 时, m 尺度上的细节可以用 4 个系数来表示。在每个频率段上的能量都是不会超过原数据 \mathbf{X} 的总能量的。

下面介绍提出的新算法。假设通过采用 8 个瞬时队列长度值来产生 8 个样本的平移数据。在每一个时隙里,样本数据窗口的数据通过丢弃尾部最老的数据,同时在窗口增加新的数据来更新样本窗口中的数据。在下一个时隙里首先将样本窗口中的数据滤除直流成分。在 DC 滤波器输出的信号是由低频和高频成分构成。DC 滤波器的输出在通过一系列 Haar 尺度系数的高通滤波器,以及 Haar 小波系数的低通滤波器构成的分段滤波器,这里采用了 3 个子段 ($\log_2 8=3$) 的滤波器如图 2。在每个子段上的能量表示在该频段上流量的大小。数据流量在所有子段上产生的最大能量被加到下一个时隙队列长度的分析中。过低的估计会造成缓冲的拥塞,而过高的估计会造成可用带宽的低利用率,因此必须有效地利用各个解析度上细节的信息,这里将各子段滤波器输出的能量统计信息的和来预测下个时隙队列长度:

$$q(n+1) = X_{DC} + \sum_{i=1}^K \sqrt{E_n(i)} \quad (11)$$

其中 K 是流量数据分解的尺度数, $E_n(i)$ 是离散的瞬时时刻 n 时子段 i 上的能量。

用 $p(n+1)$ 表示下一个时间间隔所用的分组丢弃概率。例如,若采用式(10),那么可以用下式来周期地计算标识丢弃概率:

$$p(n+1) = \frac{q(n+1) - Q_{op}}{Q_{lim}} \quad (12)$$

式中 $q(n+1) - Q_{op}$ 表示队列的失配,而 Q_{lim} 表示交换/路由器的缓冲容量。

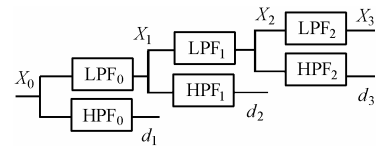


图 2 三级小波变化流程图

5 仿真

采用 ns-2^[6] 仿真工具来验证我们的算法。仿真网络拓扑采用简单的哑铃结构如图 3 所示。 $S_n(n=1,2)$ 到 $R1$ 的链路和 $R2$ 到 $D_n(n=1,2)$ 链路带宽均为 10Mb/s, 延迟为 5ms; $R1$ 到 $R2$ 为瓶颈链路, 带宽为 5Mb/s, 延迟为 30ms。平均分组长度为 500byte, 瓶颈链路上的交换容量为 60 个分组。仿真建立 N 个连接, $S1$ 到 $D1$ 和 $S2$ 到 $D2$ 各建立 $N/2$ 个连接。

仿真实验中采用了视频流模型来产生自相似流的流量产生工具^[7]，来产生所需要的自相似流。假设要产生 100000 个 Hurst 参数为 0.85 的自相似流量的序列样本，其中 I 帧服从均值 10000byte，标准差是 3000byte 的对数正态分布，P

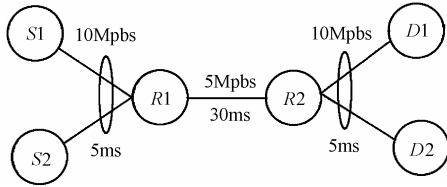


图3 哑铃结构拓扑图

帧服从范围在 4000—9000 的均匀分布，而 B 帧随机分布服从均值为 2000byte 的指数分布。将所产生的自相似流序列样本作为 TCP 信源并以 25packet/s 的速度发送。

首先在较小自相似度流量的情况下验证算法。在 0 到 10s 的仿真时间内，从仿真开始建立 64 个如前所述产生的自相似信源流，仿真到 10s 的时候拆去所有连接。在自相似流的 Hurst 参数为 0.85 时，瓶颈链路上路由器分别采用 WDSE 和 RED 进行队列管理的瞬时队列长度(用分组表示)。RED 的参数按照文献[8]的建议进行设置，其中最大丢弃概率 $p_{max} = 0.1$ ，其他参数 (min_{th} , max_{th}) 设置为 (5, 15)，单位是分组。与 RED 不同，我们的方法 WDSE 并不依赖于任何预先设定的参数。

从图 4 中可以看到队列的瞬时队长波动 WDSE 比 RED 要小得多，避免了排队系统严重的波动同时也减少了延迟抖动，这正说明 WDSE 由于利用了到达过程不同尺度上的流量的信息，实现拥塞控制，从而使系统的暂态响应速度获得提高。图中可以看到虽然网络的流量具有自相似性，但是由于系统动态特性的改善，使系统可以更快地适应网络流量存在的不同时间尺度上的突发性，因而队列瞬时长度的波动被有效地减小并使队列相对稳定在期望的较小的队列长度上，使排队延迟得到改善，同时减小了延迟抖动。相反，RED 由于流量自相似特性的存在，队列长度发生大幅度的振荡，这也证实了自相似流量会给系统带来不利的影响，而同时 RED 对自相似流量所造成的不利影响无能为力。

对于泊松分布的流量，聚合的流量可以平滑突发性；而自相似流量的聚合流则不同，我们知道自相似流量具有不同时间尺度上的突发性，而自相似流量的聚合流无法平滑突发性，而是生成具有突发性的聚合流量。因此探讨更大聚合流情况下，队列管理策略的特性是必要的。我们增加自相似流的信源连接数到 128 个自相似流，分析在更大聚合流的情况下 WDSE 和 RED 队列长度特性，如图 5。与图 4 比较，可见聚合流的聚合程度增大只是使聚合流成为一个突发性的聚合流，RED 无法使队列保持稳定其波动程度没有明显改善，只是在同样的振荡幅度下更加激烈。与 RED 相反，WDSE

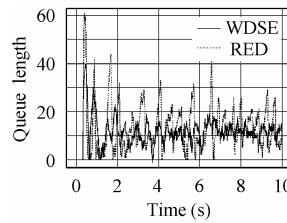


图4 $H=0.85, N=64$

瞬时队列长度

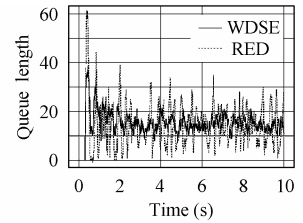


图5 $H=0.85, N=128$

瞬时队列长度

在更大自相似聚合流的情况下保持了队列的平稳，仍然有效地控制了队列长度的波动，从而使队列管理达到减小排队延迟和抖动的目的。

分析和实验研究都显示了自相似流量会对网络的运行性能造成不利的影响，包括排队延迟和分组丢失率的增大。为了分析在自相似流量接入的情况下，我们提出的方法对排队延迟和分组丢失率的影响，以不同数目的自相似流连接进行仿真，并计算瓶颈链路上相应队列管理机制的利用率和分组丢失率。图 6 和图 7 可以看到，WDSE 在瓶颈链路上的利用率和分组丢失率都比 RED 有明显的改善，这说明了 WDSE 受流量自相似性造成的不利影响要小。

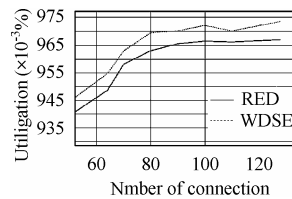


图6 RED 和 WDSE 链路利用率

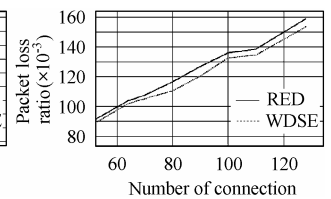
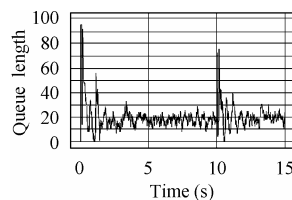
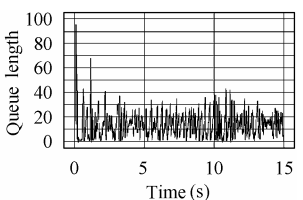


图7 RED 和 WDSE 分组丢失率

如前所述，WDSE 正是通过利用对接入的流量过程进行多分辨率分解以获得不同尺度下的流量特性的信息，来实现对自相似流量的有效控制，网络流量的动态变化也是检验系统特性的主要方法。最后再验证一下当网络负载发生急剧变化时算法的适应性。仍然采用前面的拓扑，仿真时间增大为 15s，缓冲容量增加到 100packet，自相似流的 Hurst 参数为 0.65，在仿真开始时建立 128 个自相似流连接，当到 5s 时在同时减少 64 个自相似流的连接，10s 再增加 64 个自相似流，最后 15s 时拆去所有连接，仿真结果如图 8 所示。网络流量动态变化的情况下，RED 的队列长度在整个仿真过程中基本上是在不断振荡中，很难达到预期的平衡位置。WDSE 的队列变化轨迹可以发现，WDSE 的动态性能改善明显，当网络



(a) WDSE



(b) RED

图8 负载动态变化时 WDSE 和 RED 瞬时队列长度的比较

流量发生变化的时候, 系统虽然最初也有很大的超调量但很快就回到平衡位置, 并保持了队列长度的平稳变化, 避免了系统的严重波动, 改善了系统的性能。

6 结束语

流量的自相似性是指流量的聚合流不会产生平滑的流量重叠, 而实际上是增强了聚合过程的突发性。因此自相似性成为流量聚合在未来普遍和不可避免需要面临的问题。本文通过采用小波多解析分解的方法获取到达过程在不同尺度下流量信息, 实现网络自相似流量的队列管理, 通过对小波多分辨率分解和不同尺度下流量信息的利用的介绍, 分析了其在自相似流量的队列管理中的应用, 并通过仿真验证我们提出的方法的有效性。

由于流量自相似性的发现, 使过去在泊松过程的基础上对流量的认识越来越困难, 无论是采用 FGN 还是 FARMA 等模型来描述自相似流量, 使对网络流量的认识都与过去存在很大的不同, 而对具有自相似性的网络流量进行流量管理和应用, 也同样需要进行新的探讨和分析, 目前这还只是刚刚开始, 在网络流量自相似性的问题上还有很多的工作需要去完成。

参 考 文 献

- [1] Crovella M E, Bestavros A. Self-similarity in world wide web traffic evidence and possible causes [J]. *IEEE/ACM Trans. on Networking*, 1996, 24(1): 160 – 169.
 - [2] Willinger W, Paxson V, Taqqu M S. Self-Similarity and Heavy-Tail: Structural Modeling of Network Traffic[M]. In A Practical Guide to Heavy Tails: Statistical Techniques and Applications, Adler, R, Feldman, R, and Taqqu, M.S, editors, Boston, Birkhäuser, 1998: 27 – 55.
 - [3] Leland W E, Taqqu M S, Willinger W. On the self-similar nature of Ethernet traffic (extended version)[J]. *IEEE/ACM Trans. on Networking*, 1994, 2(1): 1 – 15.
 - [4] Patrice A, Richards B. Multiscale nature of network traffic. *IEEE Signal Processing*, 2002, 19(3): 28 – 46 .
 - [5] Polly H, Anja F, Walter W. A non-intrusive, wavelet-based approach to detecting network performance problems. In Proceeding of ACM SIGCOMM Internet Measurement Workshop 2001, San Francisco, 2001: 34 – 49.
 - [6] Network Simulator. <http://www-mash.cs.berkeley.edu/ns/>.
 - [7] Changcheng H, Michael D. Modeling and simulation of self-similar variable bit rate compressed video: A unified approach. In Proc. ACM SIGCOMM'91, Zurich, Switzerland, 1991: 3 – 15.
 - [8] Sally F. RED: discussions of setting parameters. <http://www.aciri.org/floyd/REDparameters.txt>
- 温昱晖: 男, 1974年生, 博士生, 研究方向为网络流量研究及其控制.
- 朱祥华: 男, 1936年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为动态多媒体技术和互联网技术、信息网络建设、电信网资源管理系统.
- 张 勇: 男, 1977年生, 博士生, 研究方向为网络交换.