

自相似参数辨识与汇聚无线业务尺度特性分析

于 秦 毛玉明

(电子科技大学通信与信息工程学院 成都 610054)

(yuqin@mail.com)

Self-Similarity Parameter Estimation and Scaling Properties Analyses of Aggregated Wireless Traffic

Yu Qin and Mao Yuming

(School of Communication and Information Engineering, University of Electronic Science and Technology, Chengdu 610054)

Abstract Hurst parameter is important to measure the self-similarity degree and bustiness of network traffic. Based on R/S statistic, variance-time plots and periodogram-based analysis methods, an optimal linear regression wavelet model is proposed to perform the accurate, quick and effective estimation of the Hurst parameter in wavelet field. The aggregating process and statistic characteristics of multiple input traffic sources in WLAN are studied. Simulation results compare the Hurst parameter estimation values of self-similar WLAN traffic by using the above statistical approaches. Furthermore, theoretical analyses and simulation results demonstrate that the aggregated traffic at WLAN also exhibits self-similarity, which actually intensifies rather than diminishes burstiness. These results can be very useful for accurate modeling, traffic control, resource allocation optimization and performance improvement of WLAN.

Key words R/S statistic; variance-time plot; periodogram-based analysis; optimal linear regression wavelet model; Hurst parameter estimation; wireless traffic aggregation

摘 要 Hurst 参数是衡量网络流量自相似程度和突发性的一个重要参数,在时域 R/S 统计、方差-时间图法和频域周期图法的基础上,提出一种最优化线性回归小波模型,实现小波域内 Hurst 参数的准确有效快速辨识.研究了 WLAN 中多个输入业务源的汇聚过程以及汇聚的多输入自相似业务源统计特性.仿真实验比较了传统的以及基于最优化线性回归小波模型的 Hurst 参数辨识方法,验证了理论分析中汇聚自相似业务也呈现自相似性的结论,且仿真结果表明,汇聚业务的突发性得到加强而不是削弱.研究结论对网络流量的准确建模以及网络传输中流量控制和优化网络资源配置以及提高网络性能具有重要作用.

关键词 R/S 统计;方差-时间图法;周期图法;最优化线性回归小波模型;Hurst 参数辨识;无线业务汇聚
中图法分类号 TP301

在通信网络业务的理论分析及网络流量建模中,通常假定分组到达为 Poisson 过程或推广的 Poisson 过程和 Bernoulli 过程,这些模型的共同特点

是只存在短程相关性,而对 LAN 上网络流量的监测以及 WAN 上 WWW 业务流和 VBR 视频流的大量实验及理论研究均表明,突发业务流到达过程更

适于用渐近或严格的自相似模型来表征^[1-6]。由于无线网络物理介质及介质访问控制协议 MAC (medium access control) 的不同,对 LAN 或 WAN 等有线网络上的业务流量特性和建模及相应的拥塞控制和资源分配机制等结论不能直接应用于无线网络^[7-8]。近期对无线局域网 WLAN 的实验研究表明,轻度到重度业务负载下无线网络突发业务的到达过程也符合自相似模型^[9],衡量其自相似程度和突发性的重要参数就是 Hurst 参数。突发无线网络业务流量的 Hurst 参数值在 0.5~1 之间,表示业务流量具有正的相关结构,Hurst 参数越大说明业务量的突发程度越剧烈。因此,对 Hurst 参数的辨识将直接影响到网络流量建模的准确程度以及网络传输中流量控制和统计复用的性能。

根据无线网络业务流量的自相似特性,可利用现有的时域中的 R/S 统计和方差-时间图法以及频域中的周期图法进行 Hurst 参数辨识,但这些方法在分析大时间尺度的网络流量数据时,需要大量数据样本,计算复杂度较高,并且对 Hurst 参数的时变特性不能进行精确描述。小波分析在分形信号处理和分形参数辨识中具有多分辨率和去相关性的独特优势,因而文献^[10-11]将小波变换引入到网络业务量自相似性和长相关性的研究以及 Hurst 参数的辨识中。研究表明,在小波域内能够快速准确地辨识 Hurst 参数,多分辨率采样可减少参数估计所需业务到达过程计数样本总量,从而降低计算复杂度。对采样数据的正交小波分解可得到不同尺度下小波系数的方差序列,从而能对网络突发业务在不同观察时段内自相似特性以及 Hurst 参数的一致性进行分析。利用小波进行 Hurst 参数辨识的方法有多种,如小波系数方差法、谱估计法和能量法,但实质上都是基于能量的方法进行自相似信号分析,即利用子带的平均能量谱与子带分解级数的关系进行参数辨识。然而辨识结果的准确性和有效性是对任何一种方法取舍的依据,也是对数据流特征把握和对网络性能分析的关键所在。因此,本文针对基于小波变换的 Hurst 参数辨识方法,提出了一种最优化线性回归模型,利用此模型进行小波域内的 Hurst 参数辨识,能较好地解决辨识结果的准确性和有效性问题。

业务流汇聚是网络中的一种基本操作,在 WLAN 中,它将多个独立无线站点的输入业务流汇聚到无线接入点。要研究汇聚的网络业务流量的统

计特性及其对网络整体性能的影响,需首先研究业务流汇聚的具体过程以及汇聚后业务流量的统计特性。本文将基于载波侦听/冲突避免 CSMA/CA 的分布式协调功能 DCF (distributed coordination function) 退避机制用于描述 WLAN 中多个输入业务源的汇聚过程,并研究汇聚业务的统计特性。

本文简要描述自相似过程的数学模型及时域 R/S 统计、方差-时间图法和频域周期图法对 Hurst 参数的辨识原理,主要分析了基于最优化线性回归小波模型对 Hurst 参数的辨识原理及实现,并详细阐明了 WLAN 中多个输入业务源的汇聚过程。仿真实验提供了 WLAN 多业务源汇聚的结果,并利用上述 4 种方法进行 Hurst 参数辨识并加以对比分析。结果说明,基于最优化线性回归小波模型的 Hurst 参数辨识方法简单、快速、有效,能够选择最优小波尺度区间,比传统的 R/S、方差-时间分析等估计方法具有更高的估计精度,而且在样本量不足时具有更好的鲁棒性,能为准确建立网络业务量模型及实施突发网络流量的实时监测提供重要依据,从而为提高网络 QoS、计算缓冲溢出概率、优化网络拓扑结构奠定重要基础。

1 二阶自相似过程及 Hurst 参数辨识

1.1 二阶自相似过程定义

自相似过程在随机过程中引入了分形的概念,是在统计意义上具有尺度不变性的一种随机过程。

设 $X = \{X_i, i \in \mathbb{Z}_+\}$ 为一个广义(或协方差)平稳离散随机过程, X_i 表示第 i 个时间间隔到达网络的分组数。 X 具有恒定均值 μ 、有限方差 σ^2 和自相关函数 $r(k)$ ($k \in \mathbb{Z}_+$)。定义序列 $X^{(m)} = (X_{m(i-1)+1} + \dots + X_{mi})/m$ ($m \in \mathbb{Z}_+$) 为 X 的 m 阶聚集过程,对每个 m , $X^{(m)}$ 都定义了一个广义平稳随机过程, $\chi^{(m)}$ 和 $r^{(m)}(k)$ 分别为其方差和自相关函数。

定义 1. 如果过程 X 的自相关函数满足:

$$r(k) = g(k) \quad (k \in \mathbb{Z}_+), \quad (1)$$

则称 X 为严格二阶自相似过程。

定义 2. 如果过程 X 的聚集过程 $X^{(m)}$ 的自相关函数满足:

$$\lim_{m \rightarrow \infty} r^{(m)}(k) = g(k) \quad (k \in \mathbb{Z}_+), \quad (2)$$

则将 X 为渐近二阶自相似过程。

$g(k) \triangleq [(k+1)^{2-\beta} - 2k^{2-\beta} + (k-1)^{2-\beta}] / 2$, 其中, 参数 $\beta (0 < \beta < 1)$ 与自相似过程的 Hurst 参数 H 间满足关系 $H = 1 - \beta/2$. 作为表征自相似过程自相似程度的重要参数, H 的范围在 $0.5 \sim 1$ 之间, 其值越大越趋近于 1, 表明过程的自相似性越强.

根据以上定义, 自相似过程具有以下特性: 长程相关性、Hurst 效应、慢衰减方差和 $1/f$ 噪声特性. 这些特性导致 3 种 Hurst 参数辨识方法, 即时域中的 R/S 统计、基于聚集过程方差分析的方差-时间图法和频域中的周期图法.

1.2 Hurst 参数辨识

1.2.1 R/S 统计

R/S 统计是基于最小均方根拟合的 Hurst 参数图形化辨识方法. 给定一时间序列 $\{X_k, k \in \mathbb{Z}_+\}$, 由其抽样均值 $\bar{X}(n)$ 和抽样方差 $S^2(n)$ 可得 R/S 统计为

$$\frac{R(n)}{S(n)} = \frac{\max(0, W_1, \dots, W_n) - \min(0, W_1, \dots, W_n)}{S(n)}, \quad (3)$$

其中, $W_k = (X_1 + \dots + X_k) - k\bar{X}(n)$. 当 $n \rightarrow \infty$ 时, $E[R(n)/S(n)] \sim cn^H$, 其中 c 是一个正常数. 对数坐标系下 $E[R(n)/S(n)]$ 的拟合直线的斜率即为 Hurst 参数的辨识结果.

1.2.2 方差-时间图法

X 的 m 阶聚集过程 $X^{(m)}$ 的方差 $V^{(m)}$ 与聚集阶数 m 间满足下面关系:

$$V^{(m)} \sim cm^{-\beta}, \quad 0 < \beta < 1 \text{ as } m \rightarrow \infty. \quad (4)$$

由对数坐标系下 $V^{(m)}$ 的最小均方根拟合曲线的斜率辨识出 β 值, 再利用关系 $H = 1 - \beta/2$ 可辨识出 Hurst 参数 H 的值. 为得到较准确的辨识值, 初始数据分块的大小和数据分块数必须足够大.

1.2.3 基于周期图的 Whittle 辨识法

令 $f(\lambda; \theta) = \sigma_\varepsilon^2 f(\lambda; 1, \eta)$ 为自相似过程 X 的频谱密度, 其参数矢量 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$ 的结构如下: θ_1 为尺度参数, 满足 $\theta_1 = \sigma_\varepsilon^2$; σ_ε^2 是无限自回归过程 $X_j = \sum_{i=1}^j \alpha_i X_{j-i} + \varepsilon_j$ 的更新因子 ε 的方差; θ_2 表示 Hurst 参数 H , 即 $\theta_2 = H$; $\theta_3, \dots, \theta_k$ 捕捉过程的短程相关性. 因此, 矢量参数 θ 满足 $\theta = (\sigma_\varepsilon^2, H, \theta_3, \dots, \theta_k)$. 记 $\eta = (\theta_2, \theta_3, \dots, \theta_k)$, 通过 Whittle 的最大似然辨识, 最小化 $Q(\eta)$ 得到 η 的辨识值 $\hat{\eta}$.

$$Q(\eta) = \int_{-\pi}^{\pi} I(\lambda) / f(\lambda; 1, \eta) d\lambda, \quad (5)$$

其中, $I(\cdot)$ 表示长度为 n 的给定时间序列的周期图. Hurst 参数 H 的辨识值 \hat{H} 由 $\hat{\theta}_2$ 得到.

2 最优化线性回归小波模型

小波分析的多分辨率特性和去相关性使其在网络流量自相似性和长相关性的研究以及 Hurst 指数的辨识中得到广泛应用^[12-13]. 利用小波进行 Hurst 参数辨识的方法有小波系数方差法、谱估计法和能量法等多种. 但辨识的准确性和有效性是对任何一种方法取舍的依据, 也是把握网络流量特征和分析网络性能的关键所在. 因此, 本文提出对 Hurst 参数在小波域内进行辨识的最优化线性回归模型, 能较有效地解决小波域中 Hurst 参数辨识的准确性和有效性问题.

2.1 小波域中的 Hurst 参数辨识

随机过程 $\{X(t), t \in \mathbb{R}\}$ 基于 Haar 小波的离散小波变换可表示为

$$\begin{aligned} W_{j,k} &\triangleq \int X(t) \psi_{j,k}(t) dt, \\ U_{j,k} &\triangleq \int X(t) \phi_{j,k}(t) dt, \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $W_{j,k}$ 表示尺度参数为 j 以及平移参数为 k 的小波系数, $U_{j,k}$ 表示同一尺度下的小波尺度系数. $\psi_{j,k}(t)$ 和 $\phi_{j,k}(t)$ 为 Haar 小波的小波母函数和尺度函数, 分别定义为

$$\begin{aligned} \psi_{j,k}(t) &\triangleq 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k), \\ \phi_{j,k}(t) &\triangleq 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k), \quad j, k \in \mathbb{Z}. \end{aligned} \quad (7)$$

对于平稳增量随机过程 $\{X(t), t \in \mathbb{R}\}$, 在固定的 $j \in \mathbb{Z}$, $\{W_{j,k}, k \in \mathbb{Z}\}$ 为一平稳序列, 其一维边缘分布不依赖于 k , 即 $W_{j,k+k_0} \stackrel{d}{=} W_{j,k}$. 若 $X(t)$ 是 Hurst 参数为 H 的自相似过程, 则对于固定的 $j \in \mathbb{Z}$, $X(2^j u) \stackrel{d}{=} 2^{jH} X(u)$, 从而小波系数满足 $W_{j,k} \stackrel{d}{=} 2^{j(H+1/2)} W_{0,k}$, 也即 $W_{j,k}$ 为平移参数 k 的随机过程. 若平稳增量随机过程 $\{X(t), t \in \mathbb{R}\}$ 具有零均值和有限方差, 则易得 $E(W_{j,k}^2) = C2^{j(2H+1)}$, 其中 $C = E(W_{0,0}^2)$. 对该式两端取对数可得尺度参数 j 的斜率为 $(2H+1)$ 的线性方程, 即

$$\log_2 R(W_{j,k}^2) = (2H+1)j + \log_2 C. \quad (8)$$

2.2 最优化双变量线性小波模型

对于随机变量 Y 和 X , 基本的假设双变量一元线性回归模型为 $E\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X$. 一般而言, 所求的

β_0 和 β_1 应能使每个样本观测点 $(X_i, Y_i) (i = j_1, \dots, j_2)$ 与回归直线之间的偏差尽可能小, 即使观察值与拟合值的偏差平方和 Q 达到最小, 建立最优化双变量线性回归模型如下:

$$\begin{cases} \min Q = \sum e_i^2 = \sum (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i)^2, \\ \text{s. t. } \hat{\beta}_1 = \sum w_i y_i, \\ \hat{\beta}_0 = \sum v_i y_i, \end{cases} \quad (9)$$

其中, w_i 和 v_i 为权值, 满足 $\sum w_i = \sum v_i x_i = 0$, $\sum v_i = \sum w_i x_i = 1$. 基于最小二乘法得到线性约束条件下, 使 Q 达到最小值的离差形式估计量 $\hat{\beta}_1$ 和 $\hat{\beta}_0$ 为

$$\begin{cases} \hat{\beta}_1 = \frac{\sum x_i y_i}{\sum x_i^2} = \sum w_i y_i, \\ \hat{\beta}_0 = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x} = \sum v_i y_i, \end{cases} \quad (10)$$

其中, x_i 和 y_i 分别为 x_i 和 y_i 的离差:

$$\begin{cases} x_i = x_i - \bar{x} \\ y_i = y_i - \bar{y} \end{cases}$$

可求得权值 $w_i = x_i / \sum x_i^2$, $v_i = 1/n - w_i \bar{x}$. 可以证明 $E(\hat{\beta}_1) = \beta_1$, $E(\hat{\beta}_0) = \beta_0$, 因此 $\hat{\beta}_1$ 和 $\hat{\beta}_0$ 分别是 β_1 和 β_0 的无偏估计.

由上述对小波系数的讨论可做如下近似:

$$\log_2 \left(\frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} |W_{j,k}|^2 \right) = (2H + 1)j + C_1, \quad (11)$$

其中, n_j 是在尺度 2^j 的小波系数的个数; C_1 是一个有限常数; j 是离散小波变换的尺度阶数, 因此, 可由对数坐标系下拟合直线的斜率来估计 Hurst 参数 H . 这里采用假设检验对区间估计的结果进行拟合优度检验, 分析不同尺度区间对 Hurst 参数估计的拟合程度, 从而进行最优尺度区间 $[j_1, j_2]$ 的选择. 在保证 $j_2 - j_1 \geq 3$ 的前提下:

1) 假设 $H_0: \beta_1 = 0$;

2) 计算检验统计量:

$$F = \frac{RSS/1}{ESS/(n-2)} \sim F(1, n-2), \quad (12)$$

其中, RSS 和 ESS 分别为回归平方和和残差平方和, $RSS = \sum (\hat{y}_i - \bar{y})^2$, $ESS = \sum (y_i - \hat{y}_i)^2$.

3) 进行最优度检验, 做出决策, 得到最优尺度区间 $[j_1, j_2]$

3 多自相似业务源汇聚

业务流汇聚作为网络中的一种基本操作, 研究其具体汇聚过程以及汇聚后业务流量的分形特性 (如自相似性、突发性和长程相关性) 是建立流量模型、实施流量控制、合理分配网络资源和保证 QoS 的前提. 衡量汇聚业务流量自相似程度的重要参数是 Hurst 参数, 而对其参数值的辨识正是基于前面提出的最优化双变量线性回归小波模型.

在基础结构 WLAN 中, 无线接入点将一组无线站点连接到有线网络并在 WLAN 中的无线站点间进行数据转发, 多个独立无线站点的输入业务流在无线接入点处汇聚.

无线站点使用基于 CSMA/CA 的 DCF 机制竞争接入无线信道. 有分组待发送的无线站点在进行分组发送前先进行信道侦听. 如果侦听到信道空闲且空闲时间大于分布式帧间间隔 DIFS (distributed interframe space), 无线站点进行分组发送.

如果信道在 DIFS 时序间隔内变忙, 无线站点进入退避过程: ① 开始将信道时间分为多个时隙单元; ② 生成以时隙为单位的随机退避间隔; ③ 继续进行信道检测, 在信道仍保持空闲的每个时隙中, 退避计数器减 1, 当退避计数器减少到 0 时, 无线站点占用信道进行数据发送. 如果在退避过程中的某一个时隙检测到信道重新变忙, 则退避计数器停止计数, 一直到信道重新变闲且空闲时间大于 DIFS, 退避过程重启, 计数器恢复计数. 直至退避计数器减少到 0 时, 若信道仍保持空闲, 则无线站点占用信道进行数据发送.

一旦分组被成功发送, 目的无线站点在最短帧间间隔 SIFS (short interframe space) 后发送一个 ACK 帧给源无线站点. 图 1 所示为 RTS-CTS-DATA-ACK 上下链路分组传输以及单个无线站点发送数据到无线接入点的过程. 多个无线站点 (WS1~WS4) 共享无线信道进行数据发送的退避

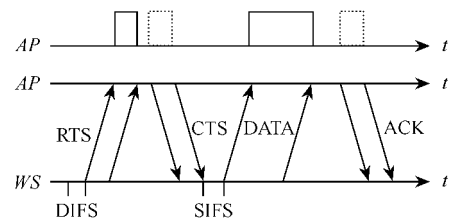


Fig. 1 Packets forwarding operation of AP.

图 1 AP 分组转发操作

过程以及在无线接入点 AP 的业务汇聚,如图 2 所示. 由图可见,多个无线站点业务到达的 ON-OFF 过程在接入点汇聚. 可以证明,该汇聚业务具有统计上的自相似性,其突发强度可以用 Hurst 参数进行度量.

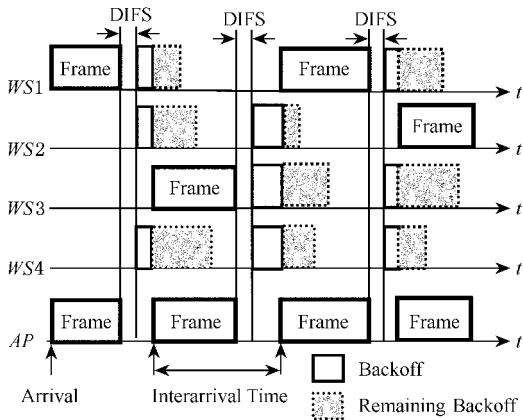


Fig. 2 Traffic aggregation and the backoff operation.

图 2 业务汇聚及退避过程

4 仿真及结果分析

在仿真实验中,采用著名的 OPNET 网络仿真器仿真 WLAN 业务汇聚,并对单个业务源及汇聚业务的 Hurst 参数进行辨识. 在仿真场景中,5 个无线站点通过无线接入点进行 Email 发送、文件传输、Telnet 会话和 Web 浏览,无线接入点连接到一个 10 用户的局域网. 仿真周期为 180s,共收集了 5000 个数据. 仿真中选择目前时域和频域内 Hurst 参数辨识的 R/S 分析、方差-时间分析和周期图法以及基于最优化双变量线性回归模型的小波域内 Hurst 参数辨识方法,并对辨识结果进行比较和分析.

4.1 Hurst 参数辨识

将长度为 N 的观测抽样值数据序列分成 K 个 ($K = \lfloor N/n \rfloor$ 或 $\lfloor N/m \rfloor$) 长度为 n (或 m) 不重叠的数据块,计算出其相应的 $\log[E(R(n)/S(n))]$ 和 $\log(V^{(m)})$ 值,列于表 1.

利用 R/S 统计,作出对数坐标系下的 $\log(E(R/S))$ 以及它的二项式拟合曲线,拟合曲线的斜率就是 H 的辨识值. 通过方差-时间图法,作出对数坐标系下的 $\log(V^{(m)})$ 和它的最小均方拟合曲线,拟合曲线的斜率是 β 的辨识值,通过关系式 $H = 1 - \beta/2$ 可得到 H 的辨识值. 利用周期图法,基于最小均方根准则拟合对数坐标系下周期图为一 条直线,

通过直线的斜率 α 可辨识出 H 值为 $(1 - \alpha)/2$. 对于抽样观测值的周期图,只使用了频率的最小 10% 用于计算.

Table 1 $\log(E(R(n)/S(n)))$ and $\log(V^{(m)})$ versus Block Size

表 1 $\log(E(R(n)/S(n)))$ 和 $\log(V^{(m)})$

Blocksize	Blocknum	$\log(E(R/S))$	$\log(V^{(m)})$
10	500	0.4718	11.4484
20	250	0.6708	11.2098
25	200	0.7391	11.1516
40	125	0.8770	11.0329
50	100	0.9367	10.9991
100	50	1.1099	10.9010
125	40	1.1963	10.8697
200	25	1.3801	10.8358
250	20	1.4863	10.8160
500	10	1.7319	10.8027
625	8	1.7632	10.8009
1000	5	1.9932	10.7910
1250	4	2.0687	10.7910
2500	2	2.4770	10.7910

本文选择 Haar 小波和消失矩为 3 的 Daubechies 小波作为小波基函数进行 Hurst 参数辨识,选择其他基函数的情形辨识结果非常接近,具体实验数据不再列出. 数据序列的长度决定了最大尺度阶数为 12. 利用最优化线性回归模型在几种典型尺度区间进行小波域内的 Hurst 参数辨识的结果列于表 2. 由表可见,不同尺度区间对 Hurst 参数的辨识结果影响较大,拟合程度最好的区间所对应的 H 值即为对 Hurst 参数辨识的结果.

Table 2 Hurst Estimation and the Goodness Fit under Different Scale Interval

表 2 不同尺度区间 H 辨识值及拟合优度检验

$[j_1, j_2]$	H	Goodness
[3, 6]	0.8440	0.351
[7, 9]	0.5958	0.283
[3, 9]	0.8721	0.207
[5, 9]	0.7856	0.235
[3, 8]	0.9033	0.242

表 3 列出了利用时域和频域内的 R/S 统计、方差-时间图法和周期图法以及最优化线性回归小波模型得到的 Hurst 参数辨识值. 比较而言,时域虽然直观,但估计的精度不如频域和小波域. 从表中可见,利用方差-时间图法、周期图法和最优化线性回归小波模型得到的 Hurst 参数辨识值渐近相等,而

R/S 统计辨识的 Hurst 参数值偏离这 3 种辨识方法达 3.81% 以上,因此 R/S 方法并不精确,它只能提供序列自相似过程的大致估计,因而也只能作为序列是否自相似的判定,然后用其他方法来准确估计 Hurst 参数。方差-时间图法直接计算聚集序列的统计量,由于序列本身的长程相关性,参数估计会有较大偏差,因此通常也用做序列是否自相似的判定方法,而用其他方法来估计 Hurst 参数。基于周期图的 Whittle 方法进行 Hurst 参数的无偏估计具有很强的鲁棒性,但必须事先假设序列是自相似的分形布朗运动 fBm(fractional Brownian motion),否则辨识将不准确,另一缺点是计算量较大。利用最优化线性回归模型在小波域内进行 Hurst 参数辨识结合了以上基于聚集序列的方法和最大似然估计量的优点,且摒弃了它们的不足,因而是一种无偏、高效的检验与辨识方法,可望在通信网络的流量特性分析及建模中得到广泛应用。

Table 3 Hurst Parameter Estimation Comparison

表 3 R/S 统计、方差-时间图法、周期图法和最优化线性回归小波模型 Hurst 参数辨识比较

Estimation Method	H
R/S Statistic	0.8387
Variance-Time Plots	0.8693
Periodogram-based Plots	0.8744
Optimum linear wavelet estimation	0.8721

4.2 无线业务汇聚仿真

在业务量汇聚仿真中,每个无线站点的业务量负载以及无线接入点的汇聚业务从 MAC 队列收集得到。由于假设无线信道的信道状态良好且无分组丢失,无线接入点汇聚的业务总量应等于每一个无线站点业务量负载的叠加。图 2 所示为汇聚的具体过程,仿真时间为 400s。利用最优化线性回归模型小波方法辨识每一个无线站点输入业务量以及无线接入点汇聚业务的 Hurst 参数值得到的结果如表 4 所示:

Table 4 Hurst Parameters Estimation

表 4 汇聚业务 Hurst 参数辨识

Wireless Stations and AP	H
WS_1	0.8677
WS_2	0.8321
WS_3	0.8747
WS_4	0.7339
WS_5	0.7623
AP	0.8754

仿真结果表明,每一个无线站点的输入业务过程是自相似的,其 Hurst 参数在 0.5~1 的范围之间。仿真结果验证了无线接入点处的汇聚业务也是自相似过程,并且其 Hurst 参数值与输入单个业务源中最大 Hurst 参数值渐进相等,这表明多个不相关的自相似过程汇聚而成的过程仍保持自相似的特性,而且汇聚得到的自相似过程强化而不是削弱单个输入自相似过程的自相似程度,其自相似参数渐近为单个输入自相似过程的自相似参数中的最大值。

5 结 论

针对小波域中 Hurst 参数辨识的准确性和有效性问题,本文提出了一种基于最优化线性回归模型的小波域内 Hurst 参数辨识方法,并与传统的时域 R/S 统计、基于聚集过程的方差-时间图法和频域周期图法进行比较,通过对 WLAN 业务流量的仿真结果进行统计分析,基于最优化线性回归模型的小波方法优于传统的辨识方法,能对 Hurst 参数进行准确有效的辨识。辨识结果表明,WLAN 业务过程在大范围的时间尺度展现出自相似性,汇聚的多个自相似业务过程仍保持自相似性,并且汇聚业务的自相似程度得到强化而不是削弱。

对 WLAN 中无线站点以及无线接入点的汇聚业务自相似性的统计分析能够为网络业务量的变化提供重要信息,对优化带宽配置、提高网络性能和保证 QoS 具有很重要的作用。基于本文研究结论,将进一步对无线网络自相似业务流建模、排队分析、网络性能、流量控制和资源配置等进行深入研究。

参 考 文 献

- [1] W E Leland, M S Taqqu, W Willinger, *et al.* On the self-similar nature of Ethernet traffic (extended version) [J]. IEEE/ACM Trans on Networking, 1994, (2): 1-15
- [2] V Paxson, S Floyd. Wide area traffic: A failure of Poisson modeling [J]. IEEE/ACM Trans on Networking, 1995, (3): 226-244
- [3] M Crovella, A Bestavros. Self-similarity in World Wide Web Traffic: Evidence and possible causes [J]. IEEE/ACM Trans on Networking, 1997, (6): 835-846
- [4] M Garrett, W Willinger. Analysis, modeling and generation of self-similar VBR video traffic [C]. The 1994 ACM SIGCOMM, London, 1994

- [5] J Gao , R Ritke. Long-range-dependence and multifractal modeling of the vBNS traffic [C]. The 2001 Applied Telecommunications Symposium , Washington , 2001
- [6] J C Cano , P Manzoni. On the use and calculation of the Hurst parameter with MPEG videos data traffic [C]. In : Proc of the 26th Euromicro Conference , 2000. 448-455
- [7] Yu Qin , Mao Yuming , Wang Taijun , *et al.* Hurst parameter estimation and characteristic analysis of aggregated wireless LAN traffic [C]. Int 'l Conf on Communications , Circuits and Systems , Hong Kong , 2005
- [8] O Tickoo , B Sikdar. On the impact of IEEE 802.11 MAC on traffic characteristics [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications , 2003 , 21(2) : 189-203
- [9] C Oliveira , J B Kim , T Suda. Long-range dependence in IEEE 802.11b wireless LAN traffic : An empirical study [C]. In : Proc of the 18th IEEE Annual Workshop on Computer Communications , 2003. 17-23
- [10] P Abry , P Flandrin , M S Taqqu , *et al.* Self-similarity and long-range dependence through the wavelet lens [G]. In : Theory and Applications of Long Range Dependence. Boston : Birkhauser Press , 2002. 345-379
- [11] D Veitch , P Abry. A wavelet based joint estimator for the parameters of LRD [J]. IEEE Trans on Information Theory , 1999 , 45(3) : 878-897
- [12] Chen Huimin , Cai Hong , Li Yanda. Self-similar traffic : hurst parameter estimation based on multiresolution sampling and wavelet analysis [J]. Acta Electronica Sinica , 1998 , 26(7) : 88-93 (in Chinese)
(陈惠民 , 蔡弘 , 李衍达. 自相似网络 : 基于多分辨率采样和小波分析的 Hurst 系数估计方法 [J]. 电子学报 , 1998 , 26(7) : 88-93)
- [13] Hong Fei , Wu Zhimei. Adaptive Hurst index estimator based on wavelet [J]. Journal of Software , 2005 , 16(9) : 1685-1689 (in Chinese)
(洪飞 , 吴志美. 基于小波的 Hurst 指数自适应估计方法 [J]. 软件学报 , 2005 , 16(9) : 1685-1689)



Yu Qin , born in 1974. Ph. D. candidate. Her main research interests include wireless networks and mobile communication.
于 秦 , 1974 年生 , 博士研究生 , 主要研究方向为无线网络、移动通信。



Mao Yuming , born in 1956. Professor and Ph. D. supervisor. His main research interests include wideband communication networks and wireless communication.
毛玉明 , 1956 年生 , 教授 , 博士生导师 , 主要研究方向为宽带通信网、无线通信。

Research Background

This work is supported by the National 863 High Technology Projects under grant No. 2001AA 123032 , which focuses mainly on studying the self-organizing technology of wireless mobile networks and consists of seven major parts , i. e. , self-organizing algorithm for wireless mobile networks , dynamic routing algorithm for self-organizing mobile networks , dynamic self-organizing network topology discovery and forming , wireless traffic characteristics analyzing and modeling , wireless packets fair scheduling and congestion control algorithms , real-time traffic transmitting techniques , and TCP/IP-based wireless networking experimental system establishing .

Our sub-research group concentrates on the traffic properties analyzing and modeling in wireless mobile self-organizing network , because detailed analysis and accurate modeling of network traffic are necessary for estimating the future traffic variation , implementing congestion control , optimizing network resource allocation and guaranteeing quality of service. We have made major contributions to collect and process the traffic data in wireless mobile self-organizing experimental system , to analyze the traffic scaling characteristics under different time scales , to model the network traffic by different models and compare their performance , to analyze the queue performance of multi-scaling traffic input , to forecast the traffic variation and implement the network congestion control .