

ATM 网络中自相似业务下复接器性能的研究¹

许 都 李乐民

(电子科技大学宽带光纤传输与通信系统技术国家重点实验室 成都 610054)

摘 要 近期对大量实际网络的测量表明,现代网络的业务流特性和部分信源的特性,更适于采用具有长期相关性的自相似或分形模型来描述。已有研究表明长期相关业务的排队特性与基于短期相关模型的有很大不同。但对于自相似业务下 ATM 网络中复接器性能的研究尚未深入进行。本文在提出一种准自相似(QSSP)的长期相关业务流模型的基础上,求得了 N 路同参数 QSSP 输入时复接器的信元丢失率和复接增益,并对非同参数输入的情况提出了一种快速的数值求解方法,用于得到复接器的信元丢失率上限。计算机仿真表明了分析的准确性。

关键词 长期相关性, 自相似, 分形高斯噪声, 复接器, 信元丢失率

中图分类号 TN913.24

1 前 言

基于 ATM 的宽带综合业务数字网(B-ISDN),要求支持多种业务,如窄带的话音和数据传输业务、宽带的视频业务等。对于不同种类的业务,有着不同的信源特性(如平均速率、峰值速率、突发度等)和服务质量(Quality of Service, QoS)要求(如信元丢失率(Cell Loss Rate, CLR)、最大时延、时延抖动等),如何在有限的网络资源下,接纳尽可能多的业务并满足其 QoS 要求,是网络设计人员的主要任务。

随着近期对网络中业务流特性和信源特性的实际测量和分析,很多研究人员发现业务流中有一个无法为传统模型所描述的特性——长期相关性(Long-Range Dependence, LRD),如 LAN^[1]、WAN^[2]、FASTPAC^[3]等网络,其中业务流在几毫秒至几小时甚至数天的时间段上,均表现出很强的突发性,同时,采用统计复接的方法并不能很快减弱该突发度。此外,对 VBR 视频业务的研究表明^[4],它具有类似的 LRD 特性。因此,“自相似”或“分形”模型被认为更适于描述当前的网络业务和部分信源的特性。

对于自相似模型的排队性能,已有一些理论分析和计算机仿真结果^[3,5,6],均表明 LRD 特性对网络性能,如信元丢失率、排队时延等,有着不可忽略的影响。但对于 ATM 网络重要组成部分的复接器(Multiplexer, MUX),目前尚无基于自相似模型的完善研究。由于对长期相关序列的排队分析无法使用传统的排队论工具,使得对其理论分析十分困难,特别当 MUX 输入为不同种类的业务时,如 LAN 或 WAN 业务流、VBR 视频业务、其他短期相关(Short-Range Dependence, SRD)业务等,往往只能采用仿真的方法。

本文针对以上问题,首先提出了一个准自相似(Quasi Self-Similar Process, QSSP)的业务流模型,并在理论上求得了在同参数 QSSP 输入时 MUX 的性能,同时对非同参数输入的情况,提出了一种简捷的数值计算方法,可较准确地求得 MUX 在一定条件下的信元丢失率上限。本文所有结果均采用计算机仿真的方法进行了验证,并表明了较好的准确性。

¹ 1997-09-08 收到, 1998-04-31 定稿
国家自然科学基金和电科院预研基金资助项目

2 自相似过程和 QSSP 业务模型

一个广义平稳的随机序列 $\{X_t, t = 0, 1, \dots\}$, 若其自相关函数 $r(s)$ 是不可加的, 即 $\sum_s r(s) = \infty$, 则称其为长期相关的。长期相关过程中最简单的模型为自相似模型, 其自相关函数表达式为^[7]:

$$r(s, H) = \frac{1}{2}[|s+1|^{2H} - 2|s|^{2H} + |s-1|^{2H}] \quad (1)$$

或写为

$$r(s, H) = \nabla^2(s^{2H})/2, \quad (2)$$

其中 H 为 Hurst 参数, 满足 $0 < H < 1$, 表示序列的相关程度; $\nabla^2(\cdot)$ 为二阶差分算子, 即 $\nabla^2(f(x)) \equiv f(x+1) - 2f(x) + f(x-1)$ 。

由 Mandelbrot 在 1968 年提出的分形高斯噪声 (Fractal Gaussian Noise, FGN)^[8], 其自相关函数满足 (1) 式, 因此是严格自相似的。作为一般布朗运动“分形”扩展后的增量过程, 其相关函数的衰减特性仅由参数 H 决定。

令 $Z_H(t)$ 为 FGN 过程, 并定义函数 $K_H(u)$ 为

$$K_H(u) = \begin{cases} u^{H-1/2}, & u \in (0, 1] \\ u^{H-1/2} - (u-1)^{H-1/2}, & u \in (1, \infty); \end{cases} \quad \text{则 } Z_H(t) \text{ 可写为}$$

$$Z_H(t) = \frac{1}{\Gamma(H+1/2)} \int_{-\infty}^t K_H(t-s) dB(s), \quad (3)$$

其中 $\Gamma(\cdot)$ 为伽玛函数, $B(s)$ 为布朗运动过程。

将上式离散化, 引入变量 $t = t_j = j\Delta$, 并注意到 $dB(s)$ 为标准布朗运动的增量, 它可用一均值为 0、方差为 1 的高斯变量 ξ_i 表示 $dB(s) = [\xi_i/\sqrt{\Delta}]ds$ 。同时引入函数 $\gamma(H) = \frac{1}{\Gamma(H+1/2)}$, $w_{j-i+1} = \frac{1}{\Delta} \int_{(i-1)\Delta}^{i\Delta} K_H(t_j-s)ds$, (3) 式变为

$$Z_H(t_j) = Z_d(t_j, H) = \gamma(H) \sum_{i=-\infty}^j \xi_i w_{j-i+1} \sqrt{\Delta}. \quad (4)$$

由此, 得到离散分形高斯噪声 (discrete FGN, dFGN) 序列 $Z_d(t_j, H)$, 该平稳序列的均值为 0。同时, 对 $\forall H$, 有 $r(0, H) = 1$, 即该序列的方差为 1; 对 $\forall s \geq 1$, $H=0.5$, 有 $r(s, 0.5)=0$, 即 $Z_d(t_j, 0.5)$ 为离散的独立高斯变量序列。

当 $0 < H < 0.5$ 和 $0.5 < H < 1$ 时, dFGN 的特性是不同的, 在此, 我们仅研究 $0.5 < H < 1$ 的情况, 因为对网络业务的实际测量和分析表明 $H \in [0.7, 0.9]$ ^[1,2]。

下面我们利用多个特殊参数的线性 AR1 序列 (为短期相关的), 来构造一长期相关序列, 使其自相关函数满足 (1) 式的要求。以 $x(i)$ 表示线性 AR1 序列, 有

$$x(t_j) = ax(t_j - 1) + b\xi_{t_j}, \quad (5)$$

其中 a 、 b 为该序列的参数, 且 $|a| < 1$ 以满足平稳性要求。令 M 个特殊参数 AR1 的累加序列为 $\tilde{Z}_H(t)$, 则

$$\tilde{Z}_H(t) = \sum_{j=-\infty}^t \sum_{i=0}^{M-1} k(i)b(i)a^{t-j}(i)\xi_{i,j}, \quad (6)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} a(i) &= \exp(-e^{-i}), \\ b(i) &= (1 - a^2(i))^{1/2}, \\ k(i) &= \left[\frac{H(2H-1)(e^{1-H} - e^{H-1})}{\Gamma(3-2H)} e^{-2(1-H)i} \right]^{1/2}, \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

$\xi_{i,j}$ 为零均值、单位方差的高斯白噪声, M 为符合 (7) 式参数的 AR1 序列的个数。可求得其自相关函数为

$$r_M(s) = \sum_{j=0}^M \exp(-se^{-j}) \frac{H(2H-1)(e^{1-H} - e^{H-1})}{\Gamma(3-2H)} e^{-2(1-H)j}. \quad (8)$$

可以证明, 当 $M \rightarrow \infty$, s 足够大时, $r_M(s)$ 与 $r(s, H)$ 的误差很小 (参见附录), 同时注意到 (6) 式和 (4) 式形式上的相似性, 因此由 (6) 式决定的序列为一 QSSP。

进一步研究更一般的情况, 令 (6) 式中 $\xi_{i,j}$ 的均值为 η , 方差为 σ^2 , $A(t)$ 为累加 AR1 序列, 其他参数仍如 (7) 式, 则由 (6) 式可得

$$E[A(t)] = \eta \cdot \sum_{i=0}^M \frac{b(i)k(i)}{1-a(i)} = \eta \cdot \gamma_1(H, M), \quad (9a)$$

$$\text{Var}[A(t)] = \sigma^2 \cdot \sum_{i=0}^M \frac{b^2(i)k^2(i)}{1-a^2(i)} = \sigma \cdot \gamma_2(H, M), \quad (9b)$$

$$r_A(s) = \sum_{j=0}^M \exp(-se^{-j}) \frac{H(2H-1)(e^{1-H} - e^{H-1})}{\Gamma(3-2H)} e^{-2(1-H)j}, \quad (9c)$$

由于 $r_A(s)$ 与 $r_M(s)$ 相同, 得 $\{A(t), t = 0, 1, \dots\}$ 仍为一 QSSP, 可作为网络业务流的自相似模型。注意到大部分 SRD 信源的特性可用 AR1 模型描述^[3,9], 因此我们对多个特殊参数 AR1 进行累加而得到该序列的自相似性, 表明上述模型具有较强的物理意义, 能较好地体现网络中业务流的特性, 并同 Bellcore 的网络测量和分析结果相吻合, 参见文献 [1,2]。

3 MUX 模型^[10]

考虑有 N 个输入的 ATM 复接器, 每一输入对应于一个虚路径 (Virtual Path, VP)。MUX 的排空率为 C 信元 / 时隙 (cells/slot), 输出缓存器长度为 b 信元 (cells), 或为 B 时隙 ($B = b/C$)。在此, 我们仅关心输出缓存器的影响, 因此假设每路输入有独立的输入缓存器, 并且信元经由输入缓存器到达输出缓存器的时间可忽略不计, 信元丢失仅发生于输出排队过程。进一步考虑输出排队的服务策略。当所有的 VPC (Virtual Path Connection) 具有相同的 QoS 指标 (如 CLR) 时, 采用统计虚路径策略 (Statistical VP Strategy), 它将 MUX 的输出缓存器作为一个排队过程, 其输入为各个 VPC 生成信元的组合。这样, 在给定 CLR 下可得到较高的信道利用率, 见图 1(a) (略去了输入缓存器)。当各个 VPC 具有不同 QoS 要求时, MUX 缓存器长度 b 与输出链路容量 C 在逻辑上被划分到每一 VPC, 即每一 VPC 对应一个逻辑上的虚排队过程, 称为先决虚路径策略 (Deterministic VP Strategy), 见图 1(b)。

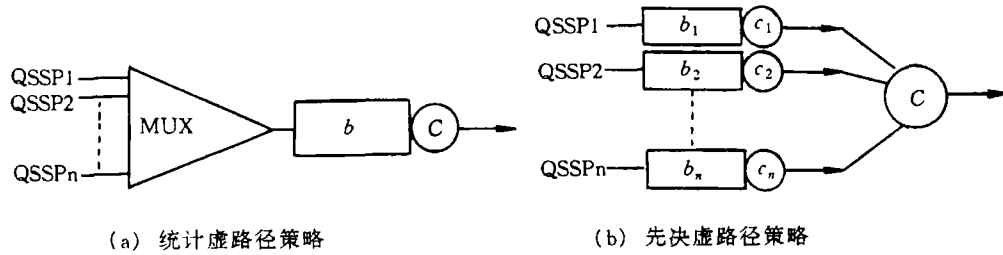


图 1 MUX 输出排队过程的服务策略

明显地, 先决虚路径机制能较好地保证各 VP 的 QoS, 并且其保证 QoS 实现的方式也较为简单, 但它未充分利用各 VP 的统计特性, 使得其信道利用率将低于采用统计虚路径机制的输出排队方式。

4 同参数 QSSP 下 MUX 的性能分析

设 MUX 输入为 N 路独立同分布 (independent identical distribution, i.i.d.) 的 QSSP。由于 QSSP 是高斯的, 其均值、方差由 (9) 式决定, 则当 N 路 QSSP 经 MUX 进入输出缓存器时, 令该序列为 $\{X_{\text{mux}}(t), t = 0, 1, 2, \dots\}$, 有

$$\left. \begin{aligned} E[X_{\text{mux}}(t)] &= N \cdot \eta \cdot \gamma_1(H, M), \\ \text{Var}[X_{\text{mux}}(t)] &= N \cdot \sigma^2 \cdot \gamma_2(H, M), \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

利用第 2 节的 $\{\tilde{Z}(t), t = 0, 1, 2, \dots\}$ 序列, $\{X_{\text{mux}}(t), t = 0, 1, 2, \dots\}$ 可写为

$$X_{\text{mux}}(t) = N \cdot \eta \cdot \gamma_1(H, M) + \sqrt{N \cdot \gamma_2(H, M)} \cdot \sigma \cdot \tilde{Z}(t). \quad (11)$$

令 $\{X_{\text{mux}}(t), t = 0, 1, 2, \dots\}$ 构成的时间聚集过程为 $\{A(t), t = 0, 1, 2, \dots\}$ ，并由近似 FGN 的 $\{\tilde{Z}(t), t = 0, 1, 2, \dots\}$ 的时间聚集过程为分形布朗运动过程^[8](Fractal Brownian Motion, FBM) $\{B_H(t), t = 0, 1, 2, \dots\}$ ，得

$$A(t) = N \cdot \eta \cdot \gamma_1(H, M) \cdot t + \sqrt{N \cdot \gamma_2(H, M)} \cdot \sigma \cdot B_H(t), \quad (12)$$

引入排队等待时间序列 $\{V(t), t = 0, 1, 2, \dots\}$ ，定义为

$$V(t) = \sup_{s \leq t} \{A(t) - A(s) - C(t - s)\}, \quad (13)$$

其中 C 为排队系统输出速率。

明显地，若能求得 $P[V(t) > b]$ ，则可得到在缓存器容量无限大下排队系统的 CLR。由于 $\{\tilde{Z}(t), t = 0, 1, 2, \dots\}$ 为广义平稳过程，则 $\{V(t), t = 0, 1, 2, \dots\}$ 至少是一阶平稳的，因此

$$\begin{aligned} P[V(t) > b] &= P[V(0) > b] = P[\sup_{s \leq 0} (-A(s) + C \cdot s) > b] \\ &= P[\sup_{t \geq 0} (-A(t) - C \cdot t) > b], \end{aligned} \quad (14)$$

从而，CLR 的上界为

$$P[V(t) > b] \geq \max_{t \geq 0} \{P[A(t) > C \cdot t + b]\}. \quad (15)$$

由文献 [5] 的定理 4.1 可求得该上界为

$$\max_{t \geq 0} \{P[A(t) > C \cdot t + b]\} = \max_{t \geq 0} \Phi \left[\frac{(C - N \cdot \eta \cdot \gamma_1(H, M)) \cdot t + b}{\sqrt{N \cdot \gamma_2(H, M)} \cdot \sigma \cdot t^H} \right], \quad (16)$$

其中 $\Phi(\cdot)$ 为标准高斯分布的残差分布函数。进一步可求得

$$P[V(t) > b] \geq \exp \left[-\frac{N^{2H-1}}{2\sigma^2\gamma^2(H, M)} \left[\frac{(c - \eta\gamma_1(H, M))^H}{H^H(1-H)^{1-H}} \right]^2 b^{2-2H} \right], \quad (17)$$

其中 $c = C/N$ ，为每一 VPC 分配的带宽。

我们采用计算机仿真对上式进行了验证，见图 2 ~ 图 4，分别对应于 $N=3$ 、5、10， $H=0.7$ 、0.9。由图可见，由 (17) 式决定的 CLR 上界与仿真结果是很接近的，可近似相等。

现考虑给定每路 VPC 的信元丢失率均为 $\text{CLR}=\zeta$ 下，采用统计虚路径机制，MUX 输入为 N 路 i.i.d. 的 QSSP、输出缓存器长度为 b 时，每路 VPC 所需占用的带宽 C_s 。由 (17) 式两端的近似相等性，不难求得

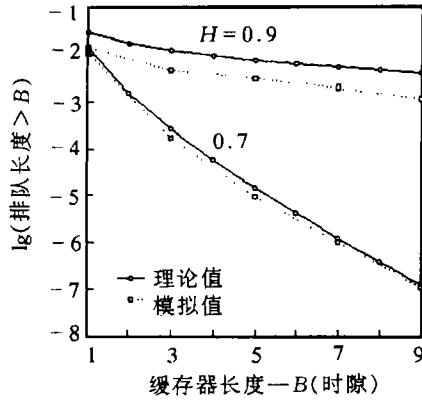


图 2 $N=3$ 时, MUX 输出排队的 CLR
 $\rho=0.53, C=384\text{cells/msec}$

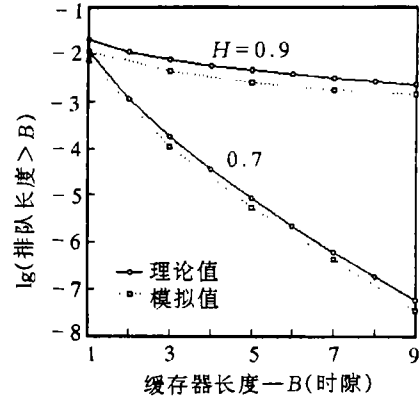


图 3 $N=5$ 时, MUX 输出排队的 CLR
 $\rho=0.53, C=384\text{cells/msec}$

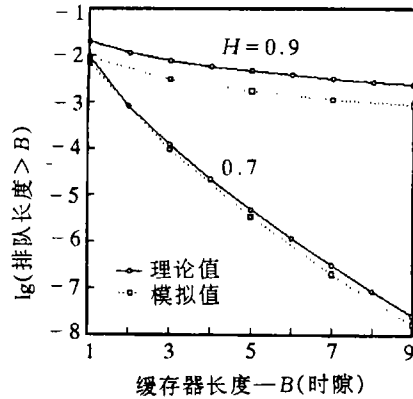


图 4 $N=10$ 时, MUX 输出排队的 CLR
 $\rho=0.53, C=384\text{cells/msec}$

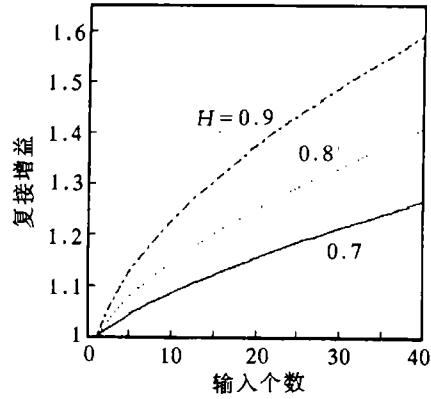


图 5 i.i.d.QSSP 输入时的复接增益
 $G_{\text{mux}}(\text{CLR}=10^{-5}, \rho=0.53)$

$$C_s \approx \eta \gamma_1(H, M) + [-\ln(\zeta) b^{2H-2} (2\sigma^2 \gamma_2(H, M)) (H^H (1-H)^{1-H})^2]^{1/2H} N^{(1/2H)-1}. \quad (18)$$

在相同条件下, 当采用先决虚路径机制时, 输出缓存器被逻辑地划分为 N 个 b/N 长的缓存器, 每一 VPC 分别排队以保证各自的 QoS。同样可由 (17) 式近似求得每路 VPC 所需占用的带宽 C_s 为

$$C_d \approx \eta \gamma_1(H, M) + [-\ln(\zeta) (b/N)^{2H-2} (2\sigma^2 \gamma_2(H, M)) (H^H (1-H)^{1-H})^2]^{1/2H}. \quad (19)$$

由 (18) 和 (19) 式, 我们可求得 MUX 在 N 路 i.i.d.QSSP 输入时的复接增益

$$G_{\text{mux}} = C_d / C_s. \quad (20)$$

图 5 给出了在不同的 H 参数下, 复接增益 G_{mux} 与所接入的 VP 数 N 的关系。可以看出,

G_{mux} 随 N 的增大而增大, 但当 N 达到一定大小后, G_{mux} 的增大将不明显。同时, 由于 H 的增大表明信源突发度的提高, 因此对 H 较大的 i.i.d.VPC 进行复接, 会得到较高的 G_{mux} 。

5 非同参数 QSSP 下 MUX 性能的研究

当 MUX 输入为不同参数 QSSP 序列, 可进一步划分为两种情况: H 参数相同而其他参数不同; 所有参数均不同。

对于第一种情况, 因 H 参数相同表明输入序列具有一致的相关特性, 若所有 VPC 要求的 CLR 是相同的, 则仍可采用上一节的方法来求得复接增益 G_{mux} , 只需将 (10) 式变为

$$\left. \begin{aligned} E[X_{\text{mux}}(t)] &= \sum_{i=1}^N \eta_i \cdot \gamma_1(H, M), \\ \text{Var}[X_{\text{mux}}(t)] &= \sum_{i=1}^N \sigma_i^2 \cdot \gamma_2(H, M), \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

其中 η_i 、 σ_i^2 为构成不同 VPC 业务流模型的 QSSP 中高斯变量的均值和方差, 它们的不同使得各 VPC 具有不同的均值和方差, 而 H 不变。

对于第二种情况, 已很难得到复接增益的理论表达式。因此, 我们提出一种数值求解方法对 MUX 输入为具有不同自相关结构的 QSSP 序列的情况进行研究。为简化这一问题的复杂性, 仍假设各 VPC 具有相同的 CLR 要求。

由第 4 节的分析可知, 在同参数 QSSP 输入时, MUX 输出缓存器的 CLR 上界由 (15) 式决定。在非同参数、特别是 H 参数不同的情况下, 由 QSSP 的高斯性知, 该结论仍成立。令 $\mu_A = \sum_{i=1}^N \eta_i \cdot \gamma_1(H_i, M)$, $\sigma_A^2 = \sum_{i=1}^N \sigma_i^2 \cdot \gamma_2(H_i, M) \cdot t^{2H_i}$, 分别为由上一节定义的序列 $\{A(t), t = 0, 1, 2, \dots\}$ 的均值和方差, 则由文献 [5] 的定理 4.1 可得

$$P[V(t) > b] \geq \max_{t \geq 0} \Phi \left[\frac{b + (C - \mu_A)t}{\sigma_A} \right]. \quad (22)$$

由于 $\Phi(\cdot)$ 为单调减函数, 令 $f(t) = [b + (C - \mu_A)t]/\sigma_A$, 并求其 $t \geq 0$ 时的极小值, 便可得到 MUX 在一定 b 、 C 下的 CLR 上限。

由 $df(t)/dt = 0$, 并将 μ_A 、 σ_A 代入, 可得

$$(C - \mu_A) \sum_{i=1}^N \sigma_i^2 (1 - H_i) t^{2H_i} - b \sum_{i=1}^N \sigma_i^2 H_i t^{2H_i-1} = 0. \quad (23)$$

上式仅当 $N = 1$ 时可求得 t 的显式解, 如第 4 节的结果。而当 $N > 1$ 时, 只能采用数值求解方法。明显地, 满足上式的 t 应在 $[H_{\min}/(1 - H_{\min})] \cdot [b/(C - \mu_A)]$ 与 $[H_{\max}/(1 - H_{\max})] \cdot [b/(C - \mu_A)]$ 之间, 其中 $H_{\min}$ 、 $H_{\max}$ 分别为 MUX 输入中自相关性最强和最弱序列的 H 参数。我们以黄金分割法在此区间内寻找 $f(t)$ 的极小值, 进而求得 $P[V(t) > b]$ 的上限, 速度是相当快的。

图 6 为采用上述方法对 3 路 H 参数分别为 0.7、0.8、0.9, 均值和方差相同的 QSSP, 经 MUX 后的 CLR 上限。同时, 虚线给出了仿真结果, 其吻合程度较同参数 QSSP 输入时略差。图 7 为 5 路 QSSP 的情况, $H=0.7、0.75、0.8、0.85、0.9$, 表明了类似的结果。这种偏差可能来自不同 H 参数的输入序列相互间的影响, 明显地, 输入 VP 中 H 较大的有着较大的突发度, 要得到与 H 较小 VP 相同的 CLR, 则要占用更多的输出带宽和缓存器容量, 使得由 (22) 式决定的 CLR 上限与 i.i.d 输入的情况有所不同。

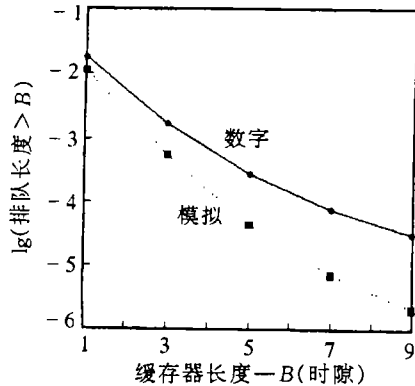


图 6 $\rho=0.53, N=3(H_1=0.7, H_2=0.8, H_3=0.9)$ 时, MUX 输出排队的 CLR

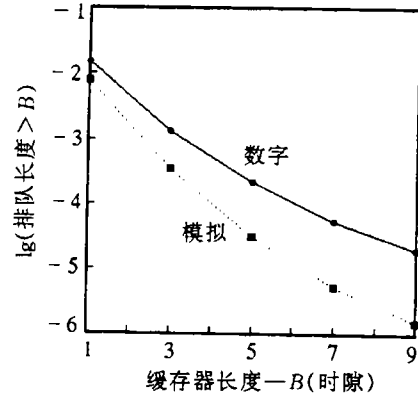


图 7 $\rho=0.53, N=5(H$ 分别为 0.7, 0.75, 0.8, 0.85, 0.9) 时, MUX 输出排队的 CLR

6 结 论

本文对自相似业务下 ATM 网络中复接器的性能进行了研究。采用我们所提出的 QSSP 业务流模型, 求得了同参数 i.i.d. 的 QSSP 输入时, MUX 的信元丢失率上限的表达式, 并得到了复接增益 G_{mux} 的公式。我们的研究表明, 当输入序列具有长期相关性时, MUX 的性能, 如丢失率、复接增益等, 不仅决定于输入信源参数如平均速率和方差、复接器参数如输出带宽和缓存器长度等, 而且与输入序列的自相关特性有着密切的关系: 强的自相关性 (H 较大) 将使得信元丢失率增大, 但同时使得 G_{mux} 提高; 反之亦然。当输入序列具有不同的长期相关特性时, 我们尚无法得到 MUX 性能的理论表达式, 但提出了一种数值求解方法, 能够以较小的计算量求得复接器在一定条件下的丢失率。大量的计算机仿真表明了本文分析结果与数值求解结果是较为相符的。

对于 MUX 输入的每路信源有不同 QoS 要求的情况, 本文未加深入研究。同时, 对非不同参数 QSSP 输入的情况, 我们仅研究了 MUX 输出缓存器的 CLR, 但相信不同参数的输入其各自的 CLR 是不同的, 最终的 CLR 能满足要求并不意味着每路的 CLR 均满足要求, 我们将另文讨论这一问题, 并研究其相互间的影响。

附 录

累加 AR1 过程具有 LRD 特性的证明。

由于 SRD 过程与 LRD 过程的主要区别在于其自相关函数特性^[7], 我们证明累加 AR1 过程的自相关函数 (8) 式当 $M \rightarrow \infty$ 时, 将具有与 (1) 式或 (2) 式近似相同的形式。

由 Γ 函数的特性 $\Gamma(z+1) = z\Gamma(z)$, 并令 $M \rightarrow \infty$, 则 (8) 式可写为

$$\begin{aligned} r_{\infty}(s) &= \sum_{j=0}^{\infty} \exp(-se^{-j}) \frac{e^{-1+H} - e^{1-H}}{4(H-1)|\Gamma(-2H)|} |e^{-2(1-H)j}| \\ &\approx \sum_{j=0}^{\infty} \exp(-se^{-j}) \int_{j-1/2}^{j+1/2} e^{-2(1-H)x} dx / [2|\Gamma(-2H)|] \\ &\approx \int_0^{\infty} \exp(-se^{-x}) e^{-2(1-H)x} dx / [2|\Gamma(-2H)|]. \end{aligned} \quad (\text{A-1})$$

进行变量代换, 令 $t = e^{-x}$, 得

$$r_{\infty}(s) \approx \int_0^{\infty} e^{-st} t^{1-2H} dt / [2|\Gamma(-2H)|], \quad (\text{A-2})$$

注意到 s^{-z} 为 $t^{z-1}/\Gamma(z)$ 的拉普拉斯变换, 即 $s^{-z} = \int_0^{\infty} e^{-st} t^{z-1} dt / \Gamma(z)$, 则

$$r_{\infty}(s) \approx H(2H-1)s^{2H-2}, \quad (\text{A-3})$$

在 (2) 式中当 s 足够大时, 二阶差分算子可近似为二阶微分运算, 即

$$r(s, H) \approx H(2H-1)s^{2H-2}, \quad (\text{A-4})$$

因此, 当 $M \rightarrow \infty$ 时, 累加 AR1 序列的自相关函数与自相似序列的自相关函数的误差趋于 0, 其累加和趋于无穷, 为一 QSSP。

参 考 文 献

- [1] Leland W E, Taqqu M S, Willinger W, Wilson D V. On the self-similar nature of ethernet traffic (extended version). IEEE/ACM Trans. on Networking, 1994, 2(1): 1-15.
- [2] Paxson V, Floyd S. Wide-area traffic: The failure of Poisson modeling. IEEE/ACM Trans. on Networking, 1995, 3(3): 225-244.
- [3] Addie R G, Zukerman M, Neame T. Fractal traffic: measurement, modeling and performance evaluation. INFOCOM'95, Boston(MA): 1995, 977-984.
- [4] Beran J, Sherman R, Taqqu M S, Willinger W. Long-range dependence in variable-bit-rate video traffic. IEEE Trans. on Communications, 1995, C-43(2/3/4): 1566-1579.
- [5] Norros I. A storage model with self-similar input. Queueing Systems, 1994, 16: 387-396.
- [6] Erramilli A, Narayan O, Willinger W. Experimental queueing analysis with long-range dependent packet traffic. IEEE/ACM Trans. on Networking, 1996, 4(4): 209-223.
- [7] Cox D R. Long-range dependence: A review. Statistics: An appraisal, Proc. 50th Anniv. Conf., David H A and David H T, Editors. Iowa State Statistical Library, 1984, 55-74.
- [8] Mandelbrot B B, Van Ness J W. Fractional Brownian motion, fractional noise and applications. SLAM Review, 1968, 10(4): 422-437.
- [9] Frost V S, Melamed B. Traffic modeling for telecommunications networks, IEEE Communications Magazine, 1994, 32(3): 70-81.

- [10] Lee H W, Mark J W. Capacity allocation in statistical multiplexing of ATM sources. INFO-COM'94, Toronto Canada: 1994, 708-715.

ANALYSIS OF THE PERFORMANCE OF ATM MULTIPLEXING IN SELF-SIMILAR TRAFFIC CASE

Xu Du Li Lemin

(*University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054*)

Abstract Recent measurements show that the traditional traffic models cannot be success on kinds of long-range dependent traffic which has great influences on the network performance. Fractal or self-similar models are found to be more suitable for describing the modern traffic. But there is still little knowledge about the performance of the multiplexer under self-similar traffic. This paper proposes a Quasi Self-Similar Process (QSSP). Using this process, the upper bond of the cell loss rate and multiplexing gain of the multiplexer in N i.i.d. QSSP input case is gotten. If the sources are with different parameters, an efficient numerical algorithm to get a bond is also proposed. Simulation indicates that the analysis fits with the simulation result well.

Key words Long-range dependence, Self-similar process, Fractal Gaussian noise, Multiplexer, Cell loss rate

许 都: 男, 1968 年生, 博士生, 主要研究方向为 ATM 信源和网络建模、网络性能分析、流量控制等.

李乐民: 男, 1933 年生, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 从事数字信号传输和处理、光纤通信和通信网等方面的研究.