

用稳定 CPC 噪声合成网络业务量

张毅 李乐民

(电子科技大学宽带光纤传输与通信网重点实验室 成都 610054)

摘要: 该文提出了一种新的网络业务量合成方法——稳定 CPC 噪声。该方法用于近似业务量的无穷可分层叠模型。实验证实, 该方法生成的序列能很好仿真实际网络业务量。而排队简析也说明合成的业务量序列大大优于 fBm 自相似业务量模型, 适合网络性能的研究。

关键词: 网络业务量; 无穷可分层叠; 稳定分布; 复合 Poisson 层叠(CPC)

中图分类号: TN919.2

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)06-1304-06

Synthesis of Network Traffic Using Stable CPC Noise

Zhang Yi Li Le-min

(Key Lab of Broadband Optical Fiber Transmission and Communication Networks,
UESTC, Chengdu 610054, China)

Abstract: A new synthesis method of network traffic, stable CPC noise, is proposed in this paper. The method can approximate the infinitely divisible cascades model of traffic. It is testified that sequences generated using the method can simulate real network traffic favorably. In queuing analysis the sequence of synthesized traffic is much better than fBm self-similar traffic sequence, and are fit for research of network performance.

Key words: Network traffic; Infinitely divisible cascades; Stable distribution; Compound Poisson Cascades (CPC)

1 引言

随着网络构造的日益复杂和业务类型的增长, 像传统话音业务那样对网络性能进行理论分析已经越来越困难。仿真实验逐渐成为性能分析的主要手段。其中业务源的生成有时能对性能仿真的结果产生至关重要的影响。网络业务量自相似性的发现就是因为实际设备的性能与其传统的 Poisson 模型的分析结果不一致。

在自相似业务量研究阶段, fBm/fGn 过程是最典型的模型。尽管 fBm 以及 LRD 过程有许多生成方法^[1], 而工程上更乐意用多个 ON-OFF 源叠加来生成^[2]。由于 fBm/fGn 只能捕捉 LRD 特性, 因而许多研究者提出既能表征 LRD, 也能描述 SRD 的模型, 例如 FARIMA^[3], M/G/ ∞ 模型^[4], Markov 调制过程^[5], 分形点过程^[6]以及混沌映射模型^[7]。然而这些模型都只关心过程的二阶相关性。尽管后来独立小波模型^[8-10], 分数列维模型^[11]和 α 稳定运动^[12,13]关注了业务量幅度突发性, 但仍然限定在自相似过程的范围内。

随后, 网络业务量的研究发展到了多分形阶段^[14,15]。最初的多分形过程由 Mandelbrot 从乘性层叠(multiplicative cascade)构造: 从最简单的二项测度, 到多项测度, 再推广到守恒层叠。随后的多分形小波模型(Multifractal Wavelet Model, MWM)^[16]和小波二进树的随机层叠(Random

Cascades of Wavelet Dyadic Tree, RCWDT)^[17]都由 Mandelbrot 层叠发展得来。而最近的多分形随机测度(Multifractal Random Measure, MRM)将守恒测度拓展为尺度连续且增量平稳的对数无穷可分多分形过程(log-ID multifractal process)^[18-20]。文献[21]的圆柱脉冲的多分形乘积(Multifractal Product of Cylindrical Pulses, MPCP)则可看作 log-ID 多分形过程的特例。以上多分形模型中, 只有 MWM 运用到网络业务量的合成中, 其它的则用在物理学或金融学中。

最近, 业务量中层叠(cascades)特性的发现^[22,23], 又促使包容自相似和多分形的无穷可分层叠(Infinitely Divisible Cascades, IDC)模型的应用^[24,25]。文献[26]尝试建立了符合 IDC 模型的 IDC 噪声。而本文在此基础上提出用稳定复合 Poisson 层叠(Compound Poisson Cascades, CPC)来生成网络业务量。

本文结构如下: 第 2 节给出了稳定 CPC 噪声的推导和合成方法, 其中前两个小节分别简述了 IDC 模型和稳定分布的概念; 第 3 节包含两个实验: 第 1 个实验中, 用稳定 CPC 噪声合成实际网络业务量, 第 2 个实验将合成的业务量序列输入简单排队模型, 考察其排队性能; 最后一节为结束语。

2 稳定 CPC 噪声

2.1 IDC 噪声

文献[26]所提出的 IDC 噪声是 IDC 的一种生成模型。它实际上由 Mandelbrot 所提出的一种乘性层叠——正则层叠^[27]发展而来。可以从二维“尺度-时间”平面来理解正则

2005-10-11 收到, 2007-02-05 改回

国家自然科学基金委员会与香港研究资助局联合科研基金(60218002)资助课题

层叠。图 1 中纵坐标表示“相对尺度”，可以理解为实际尺度 s 与最大尺度 L 的比值，因而总小于等于 1。正则层叠以 $\Delta t = b^{-k}$ 来表示此相对尺度。横坐标是“时间” t ，这里限定其在 $[0,1]$ 间取值。在层叠的第 k 步时，长度为 $\Delta t = b^{-k}$ 区间的测度 $\mu_k(\Delta t)$ 按图中所示路线上相应随机变量 $\mathbf{M}(\bullet)$ 乘积来按比例分配区间 $[0,1]$ 上的总质量 Ω 。然而图中纵坐标和横坐标都只能取离散值。纵坐标离散表明尺度不能连续；而横坐标的离散则不能保证序列的平稳性。这是该构造方法的两大缺陷。此外，其只能生成“尺度不变”多分形过程，而我们的目标是合成更广泛的 IDC 模型。将这种“尺度-时间”平面的描述作推广，Chainais 等人提出了 IDC 的构造方法。

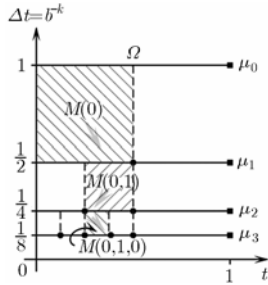


图 1 正则层叠的构造图

2.1.1 模型构造 定义一个如图 2 条形区域 $P \triangleq (0,1] \times T$ ，其生成 σ -域 $\mathcal{P} = 2^{(0,1] \times T}$ 。设 μ 为 \mathcal{P} 上一个“时不变”正测度

$$d\mu(r,t) = g(r)drdt, \quad \forall (r,t) \in P \quad (1)$$

其中 $g(r), \forall r \in (0,1]$ 为密度函数。这里将 r 看作“相对尺度”，即 $r = s/L$ 。而 t 作为“时间”的度量。因此将条形区域看作我们所讨论的“尺度-时间”平面。由以上定义， (P, \mathcal{P}, μ) 成为一个 σ -域测度空间。任何子集 $A \in \mathcal{P}$ 都有测度 $\mu(A)$ 。再定义 P 的特殊“锥体(cone)”子集，如图 2 中阴影所示：

$$C_r(t) \triangleq \left\{ (\eta, \zeta) : r \leq \eta \leq 1, |\zeta - t| \leq \frac{\eta}{2} \right\}, \quad \forall (r,t) \in P \quad (2)$$

易求得其测度值

$$\mu(C_r(t)) = \int_r^1 g(\eta)\eta d\eta \quad (3)$$

由于与 t 无关，简记为 $\mu(C_r)$ 。

现在加入无穷可分(Infinitely Divisible, ID)分布。设 ID 分布 F 的特征函数(Characteristic Function, CF)为 $\widehat{G}(u) = \exp(\psi(u))$ ，则有

$$\widehat{G}_\mu(u, A) = \exp(\mu(A)\psi(u)) \quad (4)$$

仍是 ID 分布的 CF。将该分布对应的随机变量记为 $\mathbf{X}_\mu(A)$ 。而锥体子集 $C_r(t)$ 中任一点 (r,t) 都对应一个随机变量 $\mathbf{X}_\mu(C_r(t))$ 。由此定义

$$\mathbf{N}_r(t) \triangleq \frac{\exp(\mathbf{X}_\mu(C_r(t)))}{\mathcal{E}\{\exp(\mathbf{X}_\mu(C_r(t)))\}} \quad (5)$$

若将 $C_r(t)$ 看作映射 $C : (0,1) \times T \rightarrow \mathcal{U} \subset \mathcal{P}$ ，而又有 $\mathbf{X}_\mu : \Omega \times \mathcal{P} \rightarrow \mathbb{R}$ ，则得到映射 $\mathbf{X}_\mu(C(\bullet)) : \Omega \times (0,1) \times T \rightarrow \mathbb{R}$ 。因而 $\mathbf{N}_r(t)$ 是以相对尺度 r 为参量的一族随机过程，称为 IDC 噪声(IDC-noise)。显然 $\mathbf{N}_r(t)$ 为正过程，且 $\mathcal{E}\{\mathbf{N}_r(t)\} = 1$ 。

参见(4)， $\mathbf{N}_r(t)$ 与 $\mathbf{X}_\mu(C_r(t))$ 一样由相互独立的两部分 $\mu(C_r)$ 和 $\psi(u)$ 确定。又由式(3)， $\mu(C_r)$ 只取决于 $g(r)$ 。因而对数特征函数(log-CF) $\psi(u)$ 和密度函数 $g(r)$ 将完全决定随机过程 $\mathbf{N}_r(t)$ 。

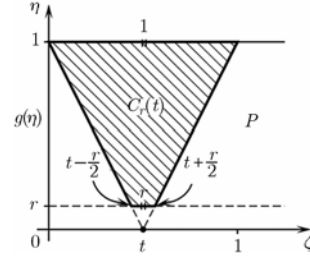


图 2 IDC 噪声的构造图

如果随机变量 $\mathbf{X}_\mu(A)$ 存在矩母函数(Moment Generating Function, MGF)，则此 MGF 表示为

$$\widetilde{G}_\mu(q, A) \triangleq \mathcal{E}\{\exp(q\mathbf{X}_\mu(A))\} = \exp(\mu(A)\phi(q)), \quad \forall A \in \mathcal{P} \quad (6)$$

其中 $\phi(q) = \psi(-iq)$ 。由此可求得过程 $\mathbf{N}_r(t)$ 的高阶矩

$$\mathcal{E}\{\mathbf{N}_r^q(t)\} = \frac{\widetilde{G}_\mu(q, C_r(t))}{[\widetilde{G}_\mu(1, C_r(t))]^q} = \exp(\mu(C_r)\tau(q)) \quad (7)$$

这里 $\tau(q) = \phi(q) - q\phi(1)$ 。

2.1.2 密度函数 $g(r)$ 这里的 $g(r)$ 是相对尺度 r 的函数，用来确定过程 $\mathbf{N}_r(t)$ 的尺度伸缩特性。当 $g(r) = r^{-2}$ 时，由式(3)得 $\mu(C_r) = -\ln r = -\ln(s/L)$ 。代入式(7)中，此时 $\mathbf{N}_r(t)$ 将模拟“尺度不变”的多分形过程。而若 $g(r) = r^{\beta-2}, \beta > 0$ ，则 $\mu(C_r) = (1-r^\beta)/\beta$ 。这是最近才发现的“非尺度不变(non-scale invariance)”情况^[17,28]。因而 IDC 噪声能作为更广泛的尺度伸缩过程模型。甚至还能用 $g(r)$ 来刻画实际业务量分析中所见的更复杂尺度变化函数 $n(\bullet)$ 。

2.2 稳定分布

为方便陈述引入记号： $\mathbf{U} \stackrel{d}{=} \mathbf{V}$ ，表示随机变量 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 有相同分布。文本用 $\mathbf{X}, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots$ 表示有相同分布 R 的相互独立随机变量，而 $\mathbf{S}_n = \mathbf{X}_1 + \dots + \mathbf{X}_n$ 。

定义 1 (稳定分布) 对任意 n ，若存在常数 $a_n > 0$ 和 b_n ，使得

$$\mathbf{S}_n = a_n \mathbf{X} + b_n \quad (8)$$

且 R 不集中于一点，则称分布 R 是稳定(stable)或广义稳定的(stable in the broad sense)。若式(8)恒有 $b_n = 0$ ，则称 R 是严格稳定的(stable in the strict sense)。

稳定分布是无穷可分分布的一类特例。而稳定分布自身也包括了一些常见分布类型，例如正态分布、Cauchy 分布和 Lévy 分布。实际上，除了以上 3 种分布以及 Lévy 分布的镜像分布，再也没有其它稳定分布具有显式表达的概率密度函数(Probability Density Function, PDF)。在使用中，稳定分布通常用其 CF 的形式表示，可以将其当作稳定分布的另一种定义。先给出符号函数

$$\text{sgn}(u) = \begin{cases} 1, & u > 0 \\ 0, & u = 0 \\ -1, & u < 0 \end{cases} \quad (9)$$

定义 2 (稳定分布(特征函数定义)) 设随机变量 Z 的 CF 为

$$\mathbb{E}\{e^{iuZ}\} = \begin{cases} \exp\left(-|u|^\alpha \left[1 - i\beta \tan\left(\frac{\pi\alpha}{2}\right) \operatorname{sgn}(u)\right]\right), & \alpha \neq 1 \\ \exp\left(-|u| \left[1 + i\beta \frac{2}{\pi} \ln|u| \operatorname{sgn}(u)\right]\right), & \alpha = 1 \end{cases} \quad (10)$$

其中 $0 < \alpha \leq 2, -1 \leq \beta \leq 1$ 。当且仅当随机变量 X 可表示为

$$X = \gamma Z + \delta, \quad \gamma > 0, \delta \in \mathbb{R} \quad (11)$$

时, 称 X 是稳定的。

显然, 定义中 Z 也是稳定的, 而 X 只是其同型变换。因而, 稳定分布由 4 个参数决定: 特征指数(characteristic exponent) $\alpha \in (0, 2]$; 偏度(skewness)参数 $\beta \in [-1, 1]$; 尺度(scale)参数 $\gamma > 0$; 位置(location)参数 $\delta \in \mathbb{R}$ 。有时 α 也称作稳定指标(index of stability)。其中参数 α 和 β 尤为重要, 因为它们能决定稳定分布的类型(type)。有时也直接给出 X 的 CF

$$\mathbb{E}\{e^{iuX}\} = \begin{cases} \exp\left(-\gamma^\alpha |u|^\alpha \left[1 - i\beta \tan\left(\frac{\pi\alpha}{2}\right) \operatorname{sgn}(u)\right] + i\delta u\right), & \alpha \neq 1 \\ \exp\left(-\gamma |u| \left[1 + i\beta \frac{2}{\pi} \ln|u| \operatorname{sgn}(u)\right] + i\delta u\right), & \alpha = 1 \end{cases} \quad (12)$$

通常简记

$$X \sim S_\alpha(\alpha, \beta, \delta) \quad (13)$$

若 $\beta = 0, \gamma = 0$ 时, X 的分布关于原点对称, 称作对称 α 稳定分布(symmetric α -stable distribution), 简记为

$$X \sim S\alpha S(\gamma) \quad (14)$$

2.3 稳定 CPC 噪声业务量

IDC 噪声最简单的特例是 CPC 噪声, 其要求 $\psi(u)$ 所对应的分布为复合 Poisson(Compound Poisson, CP)分布。从另一个角度来理解 CPC 噪声, 可找到其快速生成算法。仍然使用前面的测度空间 (P, \mathcal{P}, μ) 和锥体子集 $C_r(t)$, 定义

$$N_r(t) \triangleq \frac{\prod_{(T_i, R_i) \in C_r(t)} W_i}{\mathbb{E}\left\{\prod_{(T_i, R_i) \in C_r(t)} W_i\right\}} \quad (15)$$

为 CPC 噪声。其中 $(T_i, R_i)_{i \in I}$ 为 P 上一个平面 Poisson 点过程(planar Poisson point process), 且到达速率由“时不变”测度 μ 所决定。而 $\{W_i\}_{i \in I}$ 为 i.i.d. 的正随机变量。

也可以把 (T_i, R_i) 理解为尺度-时间平面 P 上点的 Poisson 集合体(Poisson ensembles of points)。即任意子集 $A \in \mathcal{P}$ 中点的个数是均值 $\mu(A)$ 的 Poisson 分布。设

$$X_\mu(C_r(t)) \triangleq \ln \left[\prod_{(T_i, R_i) \in C_r(t)} W_i \right] = \sum_{i=1}^{K_r(t)} (\ln W_i) \quad (16)$$

其中 $K_r(t)$ 服从 Poisson 分布 $N(\mu(C_r))$ 。此时 $X_\mu(C_r(t))$ 为一个 CP 分布。将式(16)代入 CPC 噪声的定义式(15)会得到与 IDC 噪声定义式(5)相同的表达式。若设 $\{W_i\}_{i \in I}$ 有相同的 CF $\hat{Y}(u)$, 则 $X_\mu(C_r(t))$ 的 CF 为

$$\hat{G}_\mu(u, C_r(t)) = \exp(\mu(C_r) \cdot (\hat{Y}(u) - 1)) \quad (17)$$

若 $\ln W_i$ 的 MGF 存在, 记为 $\tilde{Y}(q) = \hat{Y}(-iq)$, 则 $X_\mu(C_r(t))$ 的 MGF 也存在

$$\tilde{G}_\mu(q, C_r(t)) = \exp(\mu(C_r) \cdot (\tilde{Y}(q) - 1)) \quad (18)$$

此时 CPC 噪声的高阶矩也表示为式(7), 而

$$\begin{aligned} \tau(q) &= \tilde{Y}(q) - 1 - q(\tilde{Y}(1) - 1) \\ &= \mathbb{E}\{W^q\} - 1 - q(\mathbb{E}\{W\} - 1) \end{aligned} \quad (19)$$

由此可见, CPC 噪声由密度函数 $g(r)$ 和 W 的分布确定。

令 CPC 噪声定义式(15)中 W 为对数稳定分布, 即 $\ln W$ 为 $S_\alpha(\alpha, \beta, \delta)$ 时, 称其为稳定 CPC 噪声。仍设 $\ln W$ 的 CF 为 $\hat{Y}(u)$ 。当测度 $\mu(C_r)$ 趋于无穷大时, 由无穷可分分布的性质可得 $X_\mu(C_r)$ 的 CF 满足^[29]

$$\begin{aligned} \lim_{\mu(C_r) \rightarrow \infty} \hat{G}_\mu(u, C_r) &= \lim_{\mu(C_r) \rightarrow \infty} \exp(\mu(C_r) \cdot (\hat{Y}u - 1)) \\ &= \lim_{\mu(C_r) \rightarrow \infty} (\hat{Y}(u))^{\mu(C_r)} \end{aligned} \quad (20)$$

为 $S_\alpha((\mu(C_r))^{1/\alpha} \gamma, \beta, \mu(C_r) \delta)$ 的稳定分布。在实际计算时, 取 γ 和 δ 尽量小, 而设控制 $\mu(C_r)$ 的密度函数 $g(r)$ 有尽量大的参量。例如, 尺度不变密度函数 $g(r) = K \cdot r^{-2}$ 的系数 K 足够大。将式(20)中极限 CF 对应的稳定分布代入式(5)则得到稳定分布的 IDC 噪声。

设业务量序列 $\{Y(t)\}$ 为 t 时刻接收的字节/分组/TCP 连接总数, 且 $Y(0) = 0$ 。我们认为其增量序列 $\{X_\delta(t)\}$ —— 时间 δ 内字节/分组/TCP 连接个数序列, 可用稳定 CPC 噪声来仿真。即设

$$X_\delta(t) = Y(t + \delta) - Y(t) = mN_r(t) \quad (21)$$

其中 m 为序列 $\{X_\delta(t)\}$ 的均值。并且可以进一步简化 $N_r(t)$ 中稳定分布 $\ln W$ 的参数: (1) 显然以上业务量个数序列总小于一个最大值, 因而其对应的稳定分布应为负向, 即 $\beta = -1$ 。(2) 因为 $N_r(t)$ 作了归一化处理, 控制稳定分布均值的参数 δ 已没有意义, 因而设其为 0。

$mN_r(t)$ 经累加能得到原过程 $\{Y(t)\}$ 。综合来看, 本模型由 m , $N_r(t)$ 的密度函数 $g(r)$, 稳定分布参数 α 和 γ 共同控制。

3 实际业务量数据与实验

3.1 实际业务量数据

本文所使用的实际业务量都取自 LBL(Lawrence Berkeley Laboratory)的 ITA(Internet Traffic Archive)^[30]。这里只选用了其中的 BC-pOct89 和 dec-pkt-2 两个记录。经处理, 得到 3 种业务量序列, 如图 3 所示。图 3(a) pOct89.byts: BC-pOct89 记录单位时间(0.01s)内到达字节数序列; 图 3(b) pOct89.inter: BC-pOct89 记录相邻分组到达间隔时间序列(单位 s); 图 3(c) dec.tcp.byts: dec-pkt-2 记录单位时间(0.01s)内到达 TCP 字节数序列。

3.2 网络业务量的合成

本小节用式(21)来合成图 3 中的 3 个业务量序列。这里设密度函数 $g(r) = K \cdot r^{-2}$ 。而式中各参数的取值分别为:

pOct89.byts: 从原序列获得参数 $m = 2414.5$, $\alpha = 1.5213$ 。再设参数 $\gamma = 0.5, K = 3$, 可得到如图 4(a)的合成序列。记为 pOct89.byts.syn;

pOct89.inter: 从原序列获得参数 $m=0.0028$, $\alpha = 1.7874$ 。再设参数 $\gamma = 0.5, K = 3$, 可得到如图 4(b)的合成序列。记为 pOct89.inter.syn;

dec.tcp.byts: 从原序列获得参数 $m = 1303.5, \alpha = 1.6176$ 。再设参数 $\gamma = 0.5, K = 3$, 可得到如图 4(c)的合成序列。记为 dec.tcp.byts.syn。

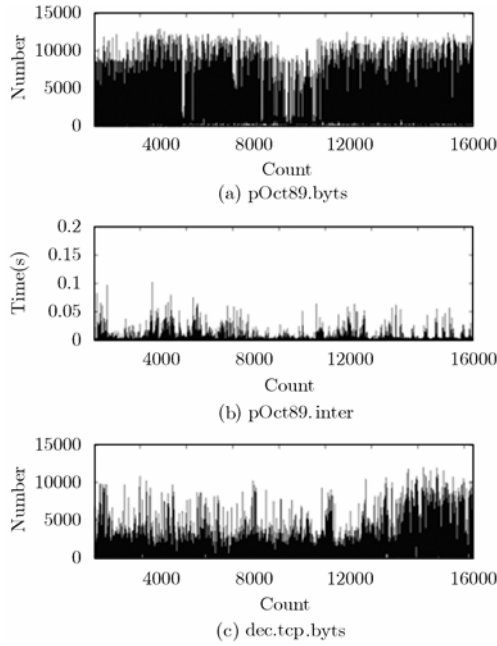


图 3 序列突发性的比较

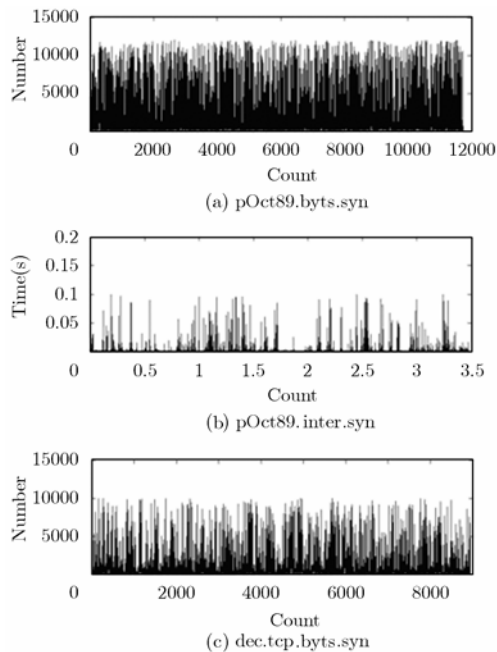


图 4 稳定 CPC 噪声合成的业务量序列

由此可见, 本文所引入的稳定 CPC 噪声模型能很好仿真实际业务量序列。并且稳定指标 α 能很好地控制业务量的

突发性。

3.3 排队性能简析

这里将简单试验稳定 CPC 噪声模型对排队性能的影响。考虑文献[31]中连续时间无限流型存储器的排队。本文将比较 3 个业务量序列: 原始 pOct89.byts, 合成的 pOct89. byts.syn 和 fGn 过程, 如图 5。把它们分别输入以上存储器, 考察其队列占有情况。

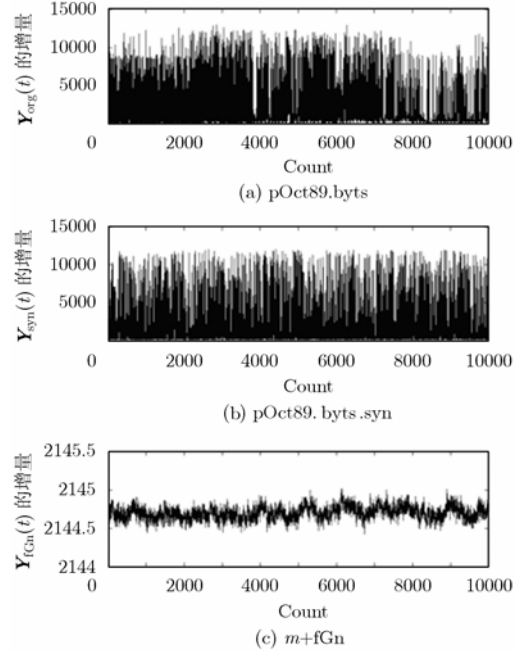


图 5 3 种输入流过程

此处输入流过程记为 $\{Y(t)\}$, 表示从 0 到 t 时刻输入存储器的字节总量。其对应于前面 3 个业务量序列的累加过程, 分别记为 $\{Y_{org}(t)\}$, $\{Y_{syn}(t)\}$ 和 $\{Y_{fGn}(t)\}$ 。计算 $\{Y_{org}(t)\}$ 的平均速率, 即序列 pOct89.byts 的均值为 $m_{org} = 2144.7$; $\{Y_{syn}(t)\}$ 的平均速率, 即 pOct89.byts.syn 的均值为 $m_{syn} = 2169.0$ 。设 $\{B_H(t)\}$ 为一个标准的 fBm 过程, 则定义

$$Y_{fGn}(t) \triangleq mt + \sigma B_H(t) \quad (22)$$

其中 m 和 σ 为非负参数。 m 表示该输入流的平均速率, 本实验中设为 $m = m_{org} = 2144.7$ 。这里的 $H = 0.97$, 为估计得到的 fBm/fGn 过程的 Hurst 参数。此为文献[31]中的分数 Brownian 业务流模型。

以 $\{Y(t)\}$ 为输入的存储器排队过程定义为 Reich 方程

$$L(t) = \sup_{0 \leq s \leq t} ((Y(t) - Y(s)) - c(t - s)), t \geq 0 \quad (23)$$

其中 c 为存储器的平均出口速率。显然, 为保证存储器不会无限积累, 至少应该设 $m < c$ 。图 6 显示了 3 个业务量输入到存储器后, 队列的占有状况。其出口速率分别为 $c_{org} = 2944.7$, $c_{syn} = 2969.0$ 和 $c = 2144.72$ 。从图中可以看到, 本文所合成的序列与原序列有相似的排队情况。实际业务量和合成业务量的出口速率都比各自入口平均速率快了 800。分数 Brownian 业务流的出口速率比入口仅仅快了 0.02, 这显然是不合理的。即使如此, 其排队长度比其它 2

个业务量少了 2 个数量级。这主要是由于 fBm/fGn 过程的对称分布特性造成。因此, 本文所引入的稳定 CPC 噪声是一个更好的网络业务量模型。

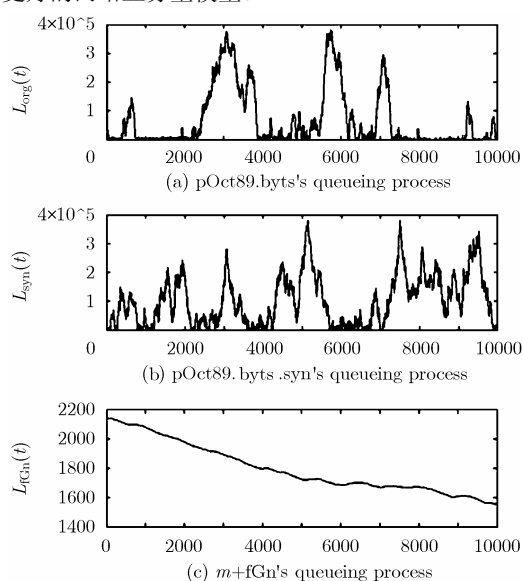


图 6 输入 3 种序列后的排队过程

4 结束语

本文进行了网络业务量层叠模型合成方面的研究。由 Mandelbro 乘性层叠模型着手, 提出用稳定 CPC 噪声来合成网络业务量, 并给出了推导证明。随后给出了 CPC 噪声的替代定义和快速生成方法, 以及稳定分布的合成步骤。由此可快速合成稳定 CPC 噪声。实验 1 证实, 稳定 CPC 噪声能较好拟合实际网络业务量; 实验 2 则进一步简单证实了稳定 CPC 噪声大大优于 fBm 自相似业务量模型。其更近似实际网络业务量, 适合以后的网络性能研究。

参考文献

- [1] Bardet J M, Lang G, Oppenhei G, Philippe A, and Taqqe M S. Generators of long-range dependent processes: A Survey. In Doukhan P, Oppenheim G & Taqqe M S (Eds.), Theory and Applications of Long-Range Dependence. Boston: Birkhauser, 2003: 579-623.
- [2] Taqqe M S, Willinger W, and Sherman R. Proof of a fundamental result in self-Similar traffic modeling. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 1997,27(2): 5-23.
- [3] Garrett M W and Willinger W. Analysis, modelling and generation of self-similar VBR video traffic. ACM SIGCOMM' 94, London, UK, Aug 31-Sep 2, 1994, 24(2): 269-280.
- [4] Parulekar M and Makowski A M. $M|G|_{\infty}$ input processes: A versatile class of models for network traffic. Proceedings IEEE INFOCOM '97, Kobe, Japan, April 7-11, 1997, 2: 419-426.
- [5] Andersen A T and Nielsen B F. An application of superpositions of two state markovian sources to the modelling of self-similar behaviour. Proceedings IEEE INFOCOM '97, Kobe, Japan, April 7-11, 1997, 1: 196-204.
- [6] Ryu B K and Lowen S B. Point Process Approaches to the Modeling and Analysis of Self-Similar Traffic .I. Model Construction. Proceedings IEEE INFOCOM '96. Networking the Next Generation., San Francisco, CA, March 24-28 1996, 3: 1468-1475.
- [7] Erramilli A, Singh R, and Pruthi P. Chaotic maps as models of packet traffic. Proc. 14th Int. Teletraffic Cong., Antibes, France, June 6-10, 1994, 1: 329-338.
- [8] Ma S and Ji C. Modeling heterogeneous network traffic in wavelet domain. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2001,9(5): 634-649.
- [9] Tian X, Ma S, and Ji C. Comparison of the independent wavelet models to network traffic. IEEE GLOBE COM '00, San Francisco, CA, Nov 27-Dec 1, 2000, 3: 1448-1452.
- [10] Tian X, Wu H, and Ji C. A unified framework for understanding network traffic using independent wavelet Models. Proceedings IEEE INFOCOM 2002, New York, NY USA, Jun 23-27, 2002, 1: 446-454.
- [11] Laskin N, Lambadaris I, Harmantzis F, and Devetsikiotis M. Fractional levy motion and its application to network traffic modeling. *Computer Networks*, 2002, 40(3): 363-375.
- [12] Gallardo J R, Makrakis D, and Orozco-Barbosa L. Use of alpha-stable self-Similar stochastic processes for modeling traffic in broadband networks. *Performance Evaluation*, 2000, 40(1-3): 71-98.
- [13] Karasaridis A and Hatzinakos D. Network heavy traffic modeling using α -stable self-similar processes. *IEEE Transactions on Communications*, 2001, 49(7): 1203-1214.
- [14] Taqqe M S, Teverovsky V, and Willinger W. Is network traffic self-Similar or multifractal? *Fractals*, 1997, 5(1): 63-67.
- [15] Riedi R and Levy Vehel J. Multifractal Properties of TCP Traffic: A Numerical Study. (No. RR-3129): INIRA, France. (1997).
- [16] Riedi R H, Crouse M S, Ribeiro V J, and Baraniuk R G. A multifractal wavelet model with application to network traffic. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1999, 45(3): 992-1018.
- [17] Arneodo A, Bacry E, and Muzy J. Random cascades on wavelet dyadic trees. *Journal of Mathematical Physics*, 1998, 39(8): 4142-4164.
- [18] Bacry E, and Muzy J. Log-Infinitely divisible multifractal processes. *Communications in Mathematical Physics*, 2002, 6(3): 449-475.
- [19] Muzy J-F, and Bacry E. Multifractal stationary random

- measures and multifractal random walks with log-infinitely divisible scaling laws. *Physical Review E*, 2002, 66(5): 056121.1-056121.16.
- [20] Bacry E, Delour J, and Muzy J. Multifractal random walk. *Physical Review E*, 2001, 64(2): 026103.1-026103.4.
- [21] Barral J and Mandelbrot B. Multiplicative products of cylindrical pulses. *Probability Theory and Related Fields*, 2002, 124(3): 409-430.
- [22] Feldmann A, Gilbert A C, and Willinger W. Data networks as cascades: Investigating the multifractal nature of internet WAN traffic. ACM SIGCOMM '98, Vancouver, British Columbia, Canada, Aug 31-Sep 4, 1998, 28(4): 42-55.
- [23] Feldmann A, Gilbert A C, Huang P, and Willinger W. Dynamics of IP traffic: A study of the role of variability and the impact of control. ACMSIGCOMM '99, Cambridge MA, USA, Aug 31-Sep 2, 1999, 29(4): 301-313.
- [24] Castaing B. The temperature of turbulent flows. *Journal de Physique II*, 1996, 6: 105-114.
- [25] Veitch D, Abry P, Feldmann A, and Chainais P. Infinitely divisible cascade analysis of network traffic data. Proceedings IEEE ICASSP '00, Istanbul, Turkey, Jun 5-9, 2000, 1: 245-248.
- [26] Chainais P, Riedi R, and Abry P. On non-scale invariant infinitely divisible cascades. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2005, 51(3): 1063-1083.
- [27] Mandelbrot B B, Fisher A J, and Calvet L E. A Multifractal Model of Asset Returns (Cowles Foundation Discussion Papers No. 1164): Cowles Foundation, Yale University, 1997.
- [28] Arneodo A, Manneville S, Muzy J F, and Roux S G. Experimental evidence for anomalous scale dependent cascading process in turbulent velocity statistics. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 1999, 6(3): 374-381.
- [29] Feller W. An Introduction to Probability Theory and Its Applications. John Wiley & Sons, Inc. 1971 Vol. 2: 554-594.
- [30] Danzig P, Mogul J, Paxson V, and Schwartz M. (2000, 2000/04/29). The Internet Traffic Archive, from <http://ita.ee.lbl.gov/>.
- [31] Norros I. On the Use of fractional brownian motion in the theory of connectionless networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 1995, 13(6): 953-962.
- 张 毅: 男, 1974 年生, 博士生, 研究方向为宽带通信网、网络业务量的建模与分析。
- 李乐民: 男, 1932 年生, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 研究方向为数字信息传输与通信网。