

一种基于瑞利分布的 VBR 视频流的小波模型

龙图景, 李春文, 孙政顺, 姜培刚, 刘金华

(清华大学自动化系, 北京 100084)

摘要: 本文提出了一种新型的视频业务流模型, 以 Haar 小波的多分辨率分析为基础, 在尺度空间和小波空间分别建模, 然后通过小波反变换得出仿真业务流. 在最“粗”的尺度空间里, 我们根据视频流的概率分布特点, 采用基于瑞利(Rayleigh)分布的 AR 模型对尺度系数建模; 在各个小波空间里, 采用一般的高斯不相关小波模型(WIG, Wavelet Independent Gaussian)建模. 由于在尺度空间和小波空间针对各自的特点作了不同的处理, 本文模型不但能较好拟合复杂业务流在各个时间尺度的概率分布特性, 也能拟合其长时相关的特性. 另外, 在多尺度排队分析(MSQ, MultiScale Queue)的框架下, 我们还推导出了基于本文模型的排队分析的理论结果. 最后, 通过对实际视频业务流数据仿真实验与排队分析验证了本文模型的有效性.

关键词: 视频业务流; 瑞利分布; 排队分析; 小波

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2005)04-0638-05

A Rayleigh Distribution Based Wavelet Model for VBR Video Traffic

LONG Tu-jing, LI Chun-wen, SUN Zheng-shun, JIANG Pei-gang, LIU Jin-hua

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In this paper, we proposed a new rayleigh distribution based wavelet model for video traffic. With Haar wavelet multiresolution analysis, we use different models to modeling the scaling coefficients and wavelet coefficients, and by inverse wavelet transform, we can get the whole generated traffic trace. In the coarsest scaling space, we use a rayleigh distribution based AR model to generate the scaling coefficients, for the scaling coefficients are approximately rayleigh distributed. While in the wavelet spaces, we use wavelet independent gaussian model to generate the wavelet coefficients. Because the proposed model uses different models in scaling space and wavelet, it can capture the probability distribution and the long range dependence of the VBR video traffic very well. Moreover, under the multiscale queue (MSQ) framework, we give a theoretic formula of the queuing analysis. Finally, by the video traffic trace driven simulation and queuing analysis, we show the effectiveness of the proposed model.

Key words: Video traffic; rayleigh distribution; queuing analysis; wavelet

1 引言

近年来,随着计算机高速网络(包括IP网和ATM网等)的不断发展,视频业务流逐渐成为网络中的主要数据流量.但是,由于视频数据都采用了各种压缩算法,所以是可变速率(VBR)的,不但数据量大,而且突发性很高,不利于网络带宽的分配和管理.为了对视频业务流进行有效的控制与管理,首先就需要了解它的特性、建立它的统计模型,这样,业务流建模问题就成为了一个重要的研究课题^[3].

视频业务流具有自相似、长时相关等特点^[2],是一个复杂的随机过程,这给业务流建模带来了困难.业务流模型的统计特性主要考虑两个方面:概率分布特性和自相关特性.对于视频流而言,学术界一般认为其不服从正态分布,而是比较接近Gamma/Pareto混合分布^[4,5]或者Rayleigh分布^[9],这样就分别产生了Gamma AR模型^[4]和Rayleigh AR模型^[9].但是,网络业务流又是长时相关的(LRD, Long range dependent),其自相关系数下降得很缓慢;而任何AR模型都是短时相关的,自相关系数呈指数下降,这样就导致了GAR和RAR模型都无法精确描述业务流的自相关特性,严重影响了业务流模型的准确度.

长时相关的业务流模型主要有ARIMA模型^[2]和小波模型.由于ARIMA模型的计算复杂度较高,现在一般较少采用;此外,文献[13]还采用累加多个AR(1)过程的方法得到长时相关模型.但是这种方法一般只适合于模拟由多路短时相关的业务流累加起来的自相似业务流.由于小波模型具有计算简单、可扩展性好等良好的特点,本文将主要讨论小波模型.WIG模型^[6,7]是小波模型的一种,这种模型利用小波变换对长时相关的有色信号的“白化”特性,在小波域内对小波系数用不相关的高斯模型建模,然后经过小波反演,在时域内就形成了长时相关的仿真业务流.但是,由于WIG采用了Gaussian分布,它并不能很好的描述视频流的概率分布特征.

本文以WIG模型为基础,提出了一种基于Rayleigh分布的小波模型(简称RWM, Rayleigh Wavelet Model).与WIG模型不同的是,RWM利用小波多分辨率分析方法^[11],在尺度空间和小波空间分别建模.在尺度空间,由于视频流的尺度系数基本上服从Rayleigh分布,而且自相关系数衰减也比较快,因此我们用一个RAR(1)模型来进行建模;在小波空间,由于小波变换的“白化”作用,小波系数我们可以基本认为是不相关的,所以依旧采用WIG模型;最后,将尺度系数和小波系数通过

小波反演就得出 RWM 的结果.于是,由于在尺度空间和小波空间针对各自的特点作了不同的处理,RWM 既能拟合业务流的概率分布特性、又是长时相关的,因此,这种模型能够比较精确的描述复杂的视频业务流.

对业务流建模的主要目的是通过业务流模型产生仿真业务流数据,对网络性能进行评价.排队分析是网络性能评价的基本手段之一,因此业务流模型应该能够反映真实业务流的排队分析特性.为了验证这一点,我们在仿真试验中把本文模型和普通的 WIG 模型的排队分析结果作了比较,以证明本文模型的有效性.同时,在某些不便于作网络仿真的情况下(比如设计呼叫接纳控制策略的时候),通常希望业务流模型能提供排队分析的理论结果.我们基于多尺度的排队分析框架(MSQ, Multiscale queue)^[11],推导出了 RWM 的排队分析理论结果,并通过实验证明,本文的理论结果也是很接近实际情况的.

2 视频业务流的尺度系数及其建模

本文模型是基于 Haar 小波变换的,Haar 小波的小波母函数和尺度函数分别定义为^[12]: $\Psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \Psi(2^j t - k)$ (1)

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \phi(2^j t - k), \quad j, k \in Z \quad (2)$$

其中 j 是伸缩参数、 k 是位移参数,而且:

$$\Psi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 1/2 \\ -1, & 1/2 \leq t < 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad \phi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

令 $U_{j,k}$ 表示伸缩参数为 j 以及位移参数为 k 的小波尺度系数(称为第 j 级的尺度系数), $W_{j,k}$ 表示同一尺度下的小波系数,即:

$$U_{j,k} = \int G(t) \phi_{j,k}(t) dt \quad (4)$$

$$W_{j,k} = \int G(t) \Psi_{j,k}(t) dt \quad (5)$$

其中 $G(t)$ 是随机信号,在本文中是指视频业务流的 GOP 序列.

现实中测量到的业务流信号都是离散形式的,假设它的长度为 L ,记为 $G(1), G(2), \dots, G(L)$.对它作小波多分辨率分析,一直分解到第 n 级(n 是最细的尺度).那么,在第 j 级,时间尺度是 2^{n-j} ,有 $L/2^{n-j}$ 个尺度系数和小波系数.注意,本文中尺度 0 是最粗的尺度, j 越大尺度越细致,而在许多文献中正好相反.

下面我们考察尺度系数 $U_{j,k}$ 具有什么样的特性,以及如何建立 $U_{j,k}$ 的模型.

2.1 尺度系数的分布特性

文献[9]采用 Rayleigh 分布描述视频流的分布,提出了一种 RAR 视频流模型.对于 Haar 小波而言,尺度系数等价于视频流在某个尺度上的均值,因此我们考察尺度系数是否也会大致服从 Rayleigh 分布.

我们选择文献[10]中的 star wars 这段视频流作仿真试验,它是基于 MPEG2 编码的,原始数据是 IPB 帧序列,为了简单起见,我们将它转换为 GOP 序列,并在 GOP 层建模(注意,本文以下部分都是针对 GOP 序列讨论).在 star wars 中,一个 GOP 包括 12 帧,排列顺序为 IBBPBPBPBPBB.令 $F_i (i = 1, 2, \dots, FL)$ 表示帧序列,长度为 FL ,则 GOP 序列为:

$$G(i) = \sum_{j=12 \times (i-1)+1}^{12 \times i} F_j, \quad i = 1, 2, \dots, [FL/12] \quad (6)$$

长度为 $L = [FL/12]$.

然后我们对 star wars 的 GOP 序列据作 Haar 小波变化,分解到第 4 级,得到其第 0 级的尺度系数,然后计算尺度系数的经验概率分布函数,并用正态分布和 Rayleigh 分布去拟合,所

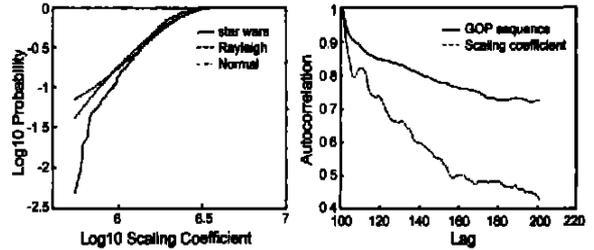


图 1 尺度系数的概率分布(与正态分布、瑞利分布比较) 图 2 GOP 序列和尺度系数的自相关函数比较

得结果如图所示:由图 1 可见, Rayleigh 分布能较好的拟合源业务流数据的尺度系数分布,因此,我们将采用 Rayleigh 模型来对尺度系数建模.

2.2 尺度系数的 RAR 模型

由 2.1 节可知,尺度系数基本上是服从 Rayleigh 分布的,因此要使用一种符合 Rayleigh 分布的模型来建模.最简单的 Rayleigh 模型是 Rayleigh AR(1) 模型,简称 RAR(1).由于 AR 模型是短时相关的,而视频流一般是长时相关的,我们还得确定视频流的尺度系数是否满足短时相关的条件,为此,将源视频流的 GOP 序列和尺度系数的自相关函数比较如下:由上图可见,虽然视频流 GOP 序列是明显长时相关的,但是尺度系数的自相关函数却下降得快得多,因此我们近似可以认为它是短时相关的,可以采用 RAR(1) 模型来建模.

如文献[9]所述, RAR(1) 模型定义为:

$$X_k = \rho \cdot X_{k-1} + \epsilon_k, \quad 0 < \rho < 1 \quad (7)$$

其中 ϵ_k 是与 X_k 相互独立的、服从 Rayleigh 分布的随机变量.

我们对 ϵ_k 使用双参数的 Rayleigh 分布,其概率密度函数

$$\text{如下: } f(x) = \frac{2}{b} (x-a) e^{-(x-a)^2/b}, \quad x > a \quad (8)$$

$$\text{它的均值和方差分别为: } E(x) = a + \sqrt{b \cdot \pi}/2 \quad (9)$$

$$D(x) = b \cdot (4 - \pi)/4 \quad (10)$$

$$\text{这样,由于矩估计法,得出 } E(X) = m, \quad D(X) = v \quad (11)$$

$$\text{由式(9)~(11)可知: } E(x) = (1 - \rho) E(X) = (1 - \rho) m \quad (12)$$

$$D(x) = (1 - \rho^2) D(X) = (1 - \rho^2) v \quad (13)$$

所以, Rayleigh 分布的双参数估计值为:

$$\hat{b} = 4(1 - \rho^2)v / (4 - \pi) \quad (14)$$

$$\hat{a} = (1 - \rho)m - \sqrt{b \cdot \pi}/2 \quad (15)$$

参数 ρ 可以通过最小二乘法求出:

$$\hat{\rho} = \frac{\sum (X_i - m)(X_{i-1} - m)}{\sum (X_{i-1} - m)^2}, \quad i = 2, \dots, N \quad (16)$$

这样,我们就完成了尺度系数的 RAR 模型.

3 视频业务流的小波系数及其建模

对于视频流小波系数的建模也是从其概率分布特性和自

相关特性两方面来考虑的. 由于小波变换对于自相似信号良好的“白化”作用, 在小波域内小波系数几乎是不相关的, 引理 1 描述了这一点.

引理 1 设 $x(t)$ 是一个自相似的分数布朗噪声(FGN)信号, 其 Hurst 参数为 $H(0.5 < H < 1)$, $W_{j,k}$ 是 $x(t)$ 的 Haar 小波系数, 那么 W_{j_1,k_1} 和 W_{j_2,k_2} 的相关系数满足:

$$E(W_{j_1,k_1}W_{j_2,k_2}) \sim O(|2^{j_1}k_1 - 2^{j_2}k_2|^{-2H}) \quad (17)$$

由引理 1 可见, 随着伸缩参数为 j 以及位移参数为 k 的变化, 相关系数是衰减得非常快的. 因此, 为了简单起见, 我们近似认为不同级以及同一级不同时间的小波系数都是互不相关的, 可以采用不相关的模型来建模.

当 $x(t)$ 是严格的 FGN 信号时, 小波系数也将是 Gaussian 分布的, 但是通常真实的视频流并不是严格的 FGN 信号, 因此其小波系数一般也不服从 Gaussian 分布. 为了较精确的对小波系数建模, 我们采用一种随机变量概率分布的修正方法.

假设随机变量 x 的概率分布函数是 $F_x(x)$, 若希望获得一组概率分布是 $F_y(y)$ 的随机变量, 可以作如下变换:

$$y = F_y^{-1}(F_x(x)) \quad (18)$$

那么随机变量 y 的概率分布就是 $F_y(y)$.

将上述方法应用于小波系数建模过程就是:

$$W_{j,k} = F_j^{-1}(N_j(x_{j,k})) \quad (19)$$

其中 F_j^{-1} 是第 j 级小波系数的经验分布函数的逆函数, N_j 是正态分布函数 $N(\mu_j, \sigma_j)$, μ_j 和 σ_j 分别是第 j 级小波系数的均值和标准差, $x_{j,k}$ 是服从 $N(\mu_j, \sigma_j)$ 分布的随机变量序列.

这样, 我们就得到了各级小波系数的模型.

4 视频业务流的 Rayleigh 小波模型(RWM)

本文提出的 RWM 模型与 WIG 模型的主要区别在于对尺度系数的处理, RWM 用 Rayleigh 分布去拟合最“粗”的尺度系数, 从而能得到一个较能反映业务流分布特性的模型. 我们将整个建模过程描述如下:

(1) 确定小波多分辨率分析的级数 n , 作小波多分辨率分析, 分解到第 n 级, 得到 1 个尺度空间(第 0 级)和 N 个小波空间的系数(0~ $n-1$ 级);

(2) 用 2.1 中的方法, 由尺度系数计算 RAR 模型的参数, 然后可以使用该 RAR 模型生成尺度系数 $U_{0,k}$, 即式(7)中的 X_k ;

(3) 估算各个尺度的小波系数的均值和标准差, 以此产生正态分布序列 $x_{j,k}$, 并用式(19)修正生成各级小波系数 $W_{j,k}$;

(4) 小波反变换, 得出仿真视频业务流, 即:

$$G(t) = \sum_{k=0}^{2^n-1} U_{0,k} \phi_{0,k}(t) + \sum_{j=0}^{n-1} \sum_{k=0}^{2^j-1} W_{j,k} \Psi_{j,k}(t) \quad (20)$$

在 WIG 模型中, 只对小波系数进行建模, 并通过离散小波反变换得出结果:

$$G(t) = \sum_{j=0}^{n-1} \sum_{k=0}^{2^j-1} W_{j,k} \Psi_{j,k}(t) + m \quad (21)$$

其中 m 是业务流的均值. 从式(20)、(21)可以看出 WIG 和本文提出的 RWM 的主要区别, WIG 没有在尺度空间对业务流的概率分布作处理, 而 RWM 用 Rayleigh 分布拟合业务流的

“粗”尺度, 从而使得最终的仿真业务流也能较好拟合源业务流的概率分布. 另一方面, 由于小波变换对于自相似信号良好的“白化”作用, 虽然我们采用短时相关的尺度系数和小波系数, 但是经过小波反演后的业务流还是长时相关的.

5 排队分析

建立业务流数学模型的主要目的是通过业务流模型来产生仿真业务流, 从而能用较低的代价模拟复杂的网络环境, 对网络性能进行评价. 采用排队分析的方法分析网络中各个节点的缓冲区溢出率是性能评价中很重要的一方面, 因为排队分析是网络中缓冲区容量设计、连接接纳控制等等的基础. 通常排队分析的方法是通过业务流模型产生仿真流, 在计算机上将仿真业务流模拟输入缓冲区, 计算其溢出率. 同时, 对缓冲区溢出率的理论分析也是比较重要的, 比如说用于设计连接接纳控制算法等. 这一节我们在多尺度排队分析的框架下推导 RWM 的缓冲区溢出率的理论分析结果.

5.1 多尺度排队分析方法

假设有一个容量无限的先入先出(FIFO)的缓冲区, 其流出速率恒定为 C , 令 Q_t 表示第 t 时刻的缓冲区长度, $G(i)$ 是流入缓冲区的业务流, 那么我们有:

$$Q_t = \sup_{s \geq t} (G^{(s)} - sC) \quad (22)$$

其中 s 是时间尺度, $G^{(s)}$ 是尺度 s 下的累计业务流, 即

$$G^{(s)} = \sum_{j=0}^{\lfloor s \rfloor} G(t+j).$$

如果缓冲区的容量有限, 其溢出阈值为 K , 我们关心此时缓冲区的溢出率(CLR, Cell Lost Rate), 即 $P(Q_t > K)$.

通常, 理论上推导缓冲区溢出率是不容易的, 一般都是通过仿真实验得出. 对于 FBM 模型, 文献[12]提出了 CLR 的理论值:

$$P(Q_t > K) \approx e^{-\delta b^{2-2H}} \quad (23)$$

其中 δ 是一个与流出速率 C 相关的常数. 但是, FBM 模型只描述了业务流的二阶统计特性, 式(23)的结果是一个渐近结果, 只有在缓冲区比较大的时候才比较有效.

对于 WIG 和 RWM 之类模型来说, 它们描述了多个时间尺度的统计特性, 而不像 FBM 模型只描述了业务流的二阶统计特性, 因此, 可以预见, 基于 WIG 和 RWM 模型的排队分析理论值应该优于式(23)的结果. 对于 RWM 这类多尺度模型, 文献[11]提出了一种多尺度排队分析方法, 下面介绍这种方法.

在式(22)中, 时间尺度 s 是连续的, 但是, 在离散小波变换框架下, 我们只能得到二进时间尺度, 即 $s = 2^j, j = 0, 1, \dots, n$. 因此式(22)改为: $Q_D = \sup_{j \in \{0, \dots, n\}} (G^{(2^j)} - C2^j)$ (24)

其中, $G^{(2^j)}(k) = \int_{k2^j}^{(k+1)2^j} G(t) dt$.

令 $E_i = \{Q_2 i < K + G_2^i\}$, 那么我们有

$$P(Q_D > K) = 1 - P(Q_D < K) = 1 - P(\bigcap_{i=0}^n E_i) \quad (25)$$

为了求出 $P(\bigcap_{i=0}^n E_i)$, 我们先引入引理 2.

引理 2 如果, $E_i = \{S_i < K_i\}$, 其中 $S_i = X_0 + \dots + X_{i-1}$, $1 \leq i \leq n$. 且 X_0, \dots, X_n 相互独立, 那么有:

$$P(E_i | E_{i-1}, \dots, E_0) \geq P(E_i), \quad 1 \leq i \leq n \quad (26)$$

因此, 根据引理 2 可得出:

$$\begin{aligned}
 P(Q_D > K) &= 1 - P(Q_D < K) = 1 - P(\bigcap_{i=0}^n E_i) \\
 &= 1 - P(E_0) \prod_{i=1}^n P(E_i | E_{i-1}, \dots, E_0) \\
 &\leq 1 - \prod_{i=0}^n P(E_i) \tag{27}
 \end{aligned}$$

由式(23)和式(24)可知 $Q_D \leq Q_b$, 也就是说 $P(Q_D > K) \leq P(Q_i > K)$, 所以我们可以近似认为:

$$P(Q_i > K) \approx 1 - \prod_{i=0}^n P(E_i) \tag{28}$$

这样,多尺度排队分析的关键就是在各个时间尺度上求 $P(E_i)$, 即 $P\{Q_2^i < K + C2^i\}$.

5.2 RWM 的多尺度排队分析

由 Haar 小波变换可知尺度系数和小波系数之间的关系:

$$U_{j, 2k} = 2^{-1/2}(U_{j-1, k} + W_{j-1, k}) \tag{29}$$

$$U_{j, 2k+1} = 2^{-1/2}(U_{j-1, k} - W_{j-1, k}) \tag{30}$$

在第 j 级尺度下, 时间尺度 $s = 2^{n-j}$, 累计业务流 $G^{(s)} = G^{(2^{n-j})}$ 记为 G_j , 它和小波尺度系数之间的关系就是:

$$G_j(k) = 2^{-j/2} U_{j, k} \tag{31}$$

于是,对于 RWM, 我们令:

$$X_i = \begin{cases} U_{0,0}, & i = 0 \\ -2^{(i-1)/2} W_{i-1, 2^{i-1}-1}, & \text{其他} \end{cases} \tag{32}$$

由式(31)、(32)可得出: $G_j = 2^{-j} \sum_{i=0}^j X_i = 2^{-j} S_j$ \tag{33}

$$\text{令: } K_j = K2^j + C2^n \tag{34}$$

$$\text{那么 } E_i = \{G_i < K + C2^i\} = \{S_i < K_i\} \tag{35}$$

满足引理 2 的条件, 于是对于 RWM 的排队分析, 有如下定理:

定理 1 假设尺度系数的 RAR 模型参数为 a, b , 第 j 级的小波系数的参数分别为 μ_j 和 σ_j , 那么对于 RWM, 缓冲区溢出率可以采用式(28)计算, 而且

$$P(E_i) = P(S_i < K_i) = \begin{cases} Ra(K_i), & i = 0 \\ \Phi_{1,0}(K_i - a) - \frac{c_3 e^{\frac{c_2}{2\sigma^2}}}{\sigma} \Phi_{2,1,c_3}(K_i - a) \end{cases} \tag{36}$$

其中, $Ra(\otimes)$ 是 Rayleigh 分布的概率分布函数, 即

$$Ra(K_i) = \int_a^{K_i} f(x) dx \tag{37}$$

$f(x)$ 是式(8)中的 Rayleigh 概率密度函数; $\Phi_{1,0}(\otimes)$ 是均值为 μ 、标准差为 σ 的正态分布函数; 式(36)中其他参数分别为:

$$\mu = - \sum_{j=0}^{i-1} 2^{j/2} \mu_j \tag{38}$$

$$\sigma = \sqrt{\sum_{N_j=0}^{i-1} 2^j \sigma_j^2} \tag{39}$$

$$c_1 = \frac{b\mu + 2\sigma^2(K_i - a)}{b + 2\sigma^2} \tag{40}$$

$$c_2 = c_1 - \left(\frac{b\mu + 2\sigma^2(K_i - a)}{b + 2\sigma^2} \right)^2 \tag{41}$$

$$c_3 = \sqrt{\frac{b\sigma^2}{b + 2\sigma^2}} \tag{42}$$

证明: 对于式(36), 分两种情况讨论:

(1) 当 $i = 0$ 时, 有 $S_0 = U_{0,0}$, 服从 Rayleigh 分布, 因此很明显 $P(E_0) = Ra(K_0)$;

(2) 对于 $i > 0$ 的情况, $S_i = U_{0,0} - \sum_{j=1}^i 2^{(j-1)/2} W_{j-1, 2^{j-1}-1}$ \tag{43}

将上式右端分成两个部分, 即 $U_{0,0}$ 和 $W_{S_i} = - \sum_{j=1}^i 2^{(j-1)/2} W_{j-1, 2^{j-1}-1}$. 显然, $U_{0,0}$ 服从 Rayleigh 分布, 而 W_{S_i} 是若干个正态分布之和, 仍然服从正态分布, 且由正态分布的性质可知:

$E(W_{S_i}) = \mu$, $\text{var}(W_{S_i}) = \sigma^2$. 这样 S_i 就可以看作一个 Rayleigh 分布的随机变量与一个正态分布的随机变量之和, 它的概率分布是两个随机变量的函数分布, 如图 3 所示(阴影部分). 因此:

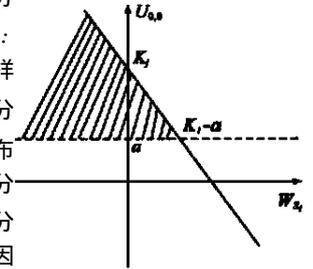


图 3 函数分布示意图

$$\begin{aligned}
 P(E_i) &= P(S_i < K_i) \\
 &= \int_{-\infty}^{K_i - a} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx \int_a^{K_i - x} \frac{2}{b} e^{-\frac{(y-a)^2}{b}} (y-a) dy \\
 &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{K_i - a} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \left(1 - e^{-\frac{(K_i - a - x)^2}{b}} \right) dx \\
 &= \Phi_{1,0}(K_i - a) - \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{K_i - a} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2} + \frac{c_2}{2\sigma^2}} dx \\
 &= \Phi_{1,0}(K_i - a) - \frac{c_3 e^{-\frac{c_2}{2\sigma^2}}}{\sigma} \Phi_{2,1,c_3}(K_i - a) \tag{44}
 \end{aligned}$$

其中, c_1, c_2, c_3 如式(40)~(43)所示.

最后, 因为 E_i 满足引理 2 的条件, 所以, 缓冲区溢出率可以用式(28)计算. 证毕

6 仿真分析

在仿真实验中, 我们仍然选择文献[10]中的 star wars 这段视频流作为源业务流数据. 首先采用本文模型产生仿真业务流, 分析其自相关特性, 然后与 WIG 模型比较其在各种不同的缓冲区条件下的排队分析的结果, 从而验证本文模型的有效性和实用性.

本文模型产生的仿真业务流其中的一段如图 4 所示.

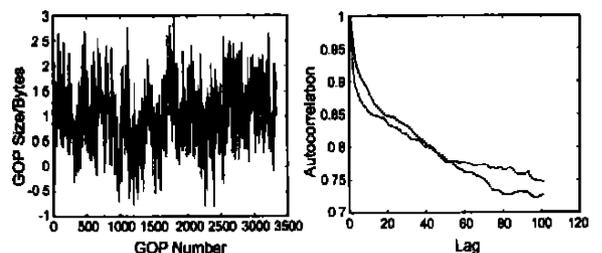


图 4 RWM 产生的仿真视频流 图 5 star wars 与仿真业务流的自相关函数

为了验证本文模型是否描述了视频业务流的长时相关特性, 我们将 star wars 的源数据与图 4 的仿真数据的自相关函数曲线作比较, 如图 5 所示. 由图 5 可见, 本文模型的自相关

函数衰减特性与源数据相近,都是缓慢衰减的,说明本文模型较好的反映了源业务流的长时相关特性.

接下来我们进行排队分析.将源视频业务流和用两种方法产生的仿真业务流分别输入到一个 FIFO 的有限缓冲区,计算其缓冲区溢出率.实验共作两组,第一组实验中缓冲区输出速率 C 固定,在缓冲区容量 K 变化的情况下的计算溢出率;另一组实验固定 K ,在 C 变化的情况下计算溢出率.所得的两组结果分别如图 6、7 所示.

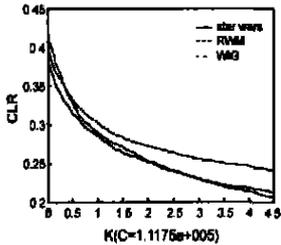


图 6 缓冲区溢出率 (C 恒定)

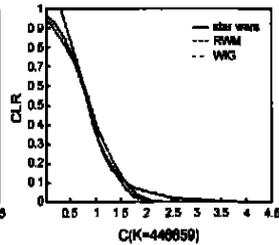


图 7 缓冲区溢出率 (K 恒定)

从上述两图明显可见,本文模型的结果与源业务流的结果吻合的更好,说明了本文模型能更加精确的反映源业务流的特性.

最后我们验证 5.2 的多尺度分析结果,我们在 K 恒定的情况下计算 MSQ 的溢出率,与源数据比较,结果如下图所示:

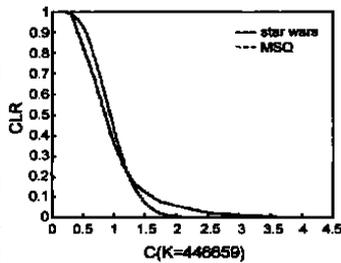


图 8 MSQ 的缓冲区溢出率 (K 恒定)

由图 8 可见, MSQ 的虽然是一种近似的估计,但是结果和实际情况也是比较接近的.

7 结论

本文针对视频业务流提出了一种基于 Rayleigh 分布的小波模型(RWM).这种模型的特点是在尺度空间和小波空间,采用不同的模型建模,于是, RWM 既能较精确的描述业务流的概率分布,也能描述它的长时相关特性.同时,由于采用小波变换,模型的计算复杂度也是比较低的.通过对实际视频业务流的仿真分析,证明了本文模型能较精确的预报缓冲区的溢出率,所以本文模型是一种比较理想的业务流统计模型.另外,我们还在 MSQ 框架下,对缓冲区的溢出率做了理论推导,实验证明 MSQ 的结果与实际也是相符的,这个理论结果对于研究连接接纳控制、带宽分配等问题的意义比较重大,这也是我们下一步将要作的工作.

参考文献:

- [1] S G Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674- 693.
- [2] M W Garratt, W Willinger. Analysis, modeling and generation of self similar VBR video traffic[A]. Proc. ACM SIGCOMM[C]. London: ACM, 1994. 269- 280.

- [3] B Maglaris, *et al.* Performance models of statistical multiplexing in packer video communications[J]. IEEE Trans. Commun, 1988, 36(7): 834- 843.
- [4] Shugong Xu, Zailu Huang. A Gamma autoregressive video model on ATM networks[J]. IEEE Trans. Circuit and Systems for Video Technology, 1998, 8(2): 138- 142.
- [5] M M Krutz, A M Makowski. Modeling video traffic using M/G/ input processes: a compromise between Markovian and LRD models[J]. IEEE J Selected Areas in Commun, 1998, 16(5): 733- 748.
- [6] Sheng Ma, Chuanyi Ji. Modeling video traffic in the wavelet domain [A]. Proc IEEE INFOCOM 1998[C]. San Francisco, USA: IEEE, 1998: 201- 208.
- [7] D Gimia, *et al.* Online video traffic modeling with wavelet transform [J]. IEE Electronics Letters, 2000, 36(16): 1368- 1370.
- [8] A H Tewfik, M Kim. Correlation Structure of discrete wavelet coefficients of fractional Brownian motion[J]. IEEE Trans Information Theory, 1992, 38(2): 904- 909.
- [9] 张西红, 龚传信, 张数京. 一种新的 VBR MPEG 标准视频业务源模型及其特性研究[A]. 2000 年中国博士后学术大会论文(计算机与信息分册)[C]. 北京: 科学出版社, 2000. 48- 52.
- [10] O Rose. Statistical properties of MPEG video traffic and their impact on traffic modeling in ATM Systems[A]. Proc 20th Annual IEEE Conference on Local Computer Networks[C]. Minneapolis, Minnesota, USA: IEEE, 1995: 397- 406.
- [11] VJ Ribeiro, RH Riedi, MS Crouse, *et al.* Multiscale queuing analysis of long range dependent network traffic[A]. Proc IEEE INFOCOM 2000 [C]. Tel Aviv, Israel: IEEE, 2000: 1026- 1035.
- [12] I Norros. On the use of fractional Brownian motion in the theory of connectionless networks[J]. IEEE J Selected Areas in Commun. 1995, 13(6): 953- 962.
- [13] 许都, 李乐民. 网络中业务流的自相似性与线性 AR1 模型[J]. 电子学报. 1999, 27(4): 6- 10.

XU Du, Li Lemin. Self similarity of network traffic and linear AR1 process[J]. Acta Electronica Sinica, 1999, 27(4): 6- 10.

作者简介:



龙图景 男, 1979 年出生于湖南隆回, 2004 年获清华大学控制科学与工程专业博士学位, 主要研究方向为网络业务流建模与控制. E-mail: tjlong99@mails.tsinghua.edu.cn.



李春文 男, 1957 年出生于河南焦作, 清华大学自动化系教授、博士生导师, 研究方向为非线性控制、网络控制等.