

# 自相似 VBR 视频源业务流的建模和仿真<sup>1</sup>

奚 亮 金惠文

(北京邮电大学电信工程学院 北京 100876)

**摘 要** 该文在对实际 VBR MPEG 视频源统计特性分析的基础上, 参照分形高斯噪声自相似 (Fractional Gaussian Noise Self-Similar) 模型产生方法, 实现了对 ATM 网络中最主要业务流——VBR 视频源流的建模, 提出了改进方法, 使得对实际源的仿真不仅考虑到了长期相关性, 同时也兼顾到了短期相关性。仿真结果表明, 经改进的自相似 VBR 视频源模型是一种较理想的模型。

**关键词** 视频源建模, 长期相关性, 自相似模型  
**中图分类号** TN913.24

## 1 概 述

VBR 视频源将成为 ATM 网络中最主要的 VBR 业务源, VBR 视频源特性的研究对于保证网络正常运行和管理起着重要的作用。由于 MPEG 编码器产生的压缩图像源能够有效地减少网络中传输的每帧图像的比特率, 且 MPEG 编码方式采用的帧内和帧间编码使压缩图像帧的大小随景物的活动性而变化, 因此通过 MPEG 编码可产生适合在 ATM 网络中传输的 VBR 视频流。最近<sup>[1,2]</sup>, 对实际业务流数据的大量测试表明: Ethernet 业务流不能够用传统模型充分表达, 而自相似模型可以比较精确地与实际 Ethernet 业务流相符; 类似于 LAN 业务流, VBR 视频业务流也表现出自相似流特性。自相似过程的一个重要特性是它具有长期相关 (Long-Range Dependence, LRD)。LRD 特性表现为序列的自相关函数下降要比指数形式慢, 这是与传统的马尔可夫模型的不同之处。传统的马尔可夫模型只反映了实际序列的短期相关 (Short-Range Dependence, SRD) 特性, 即自相关函数下降按指数形式甚至更快。那么, 在 ATM 网络设计中, 基于传统模型得出的结论在自相似流的情况下就不再适用。

在本文中, 我们选择了 Hosking 算法<sup>[3]</sup>产生自相似 FGN (Fractional Gaussian Noise) 过程, 在仿真实际产生的视频源的过程中, 我们同时将源的 SRD 和 LRD 特性均考虑在内, 使仿真产生的序列和实际序列吻合较好。本文的结构如下: 首先介绍了实际 MPEG VBR 视频源的数据采集和源特性分析的过程, 并着重对实际源的 LRD 特性进行了分析研究; 接着介绍了自相似模型的定义和产生方法; 最后用 FGN 过程对实际视频源序列进行了仿真和验证, 并给出了结论。

## 2 MPEG VBR 视频源的数据采集和统计参数的测定

首先, 我们对 MPEG 流进行数据采集, 得到 MPEG 流的样本值序列 (Sample Value Sequence), 然后对此序列进行统计特性参数测定。

<sup>1</sup> 1998-12-17 收到, 1999-11-14 定稿  
国家自然科学基金资助项目

## 2.1 MPEG VBR 视频编码流的产生

MPEG VBR 视频编码流是通过对原始视频图像源进行 MPEG 压缩编码产生。产生视频编码流的示意图如图 1 所示, 视频编码流参数见表 1。

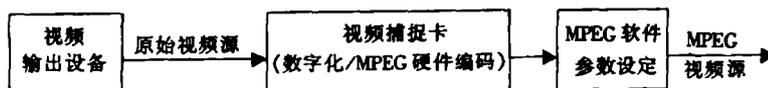


图 1 视频编码流产生示意图

表 1 MPEG 视频编码流参数

文件名	Venture King.mpg
文件大小 (kB)	84,004
MPEG 流类型	System 流
帧速率 (frame/s)	25
帧大小 (in pel)	352×288
图像持续时间 (min)	10
帧总数 (frame)	14923
压缩方式	IBBPBBPBBPBBPBBI...
图像组大小	15

## 2.2 MPEG VBR 视频编码流统计参数的测量和分析

2.2.1 帧序列参数 针对 "Venture king.mpg" 测量到的数据, 如表 2 所示。

表 2 视频序列统计参数值

	所有帧	I 帧	B 帧	P 帧
帧总数	14923	1977	9770	4176
均值 (kbit)	40.447261	98.867288	26.609311	60.8891
标准偏差 (kbit)	25.94817	37.849686	5.008845	21.499763
最大值 (kbit)	253.88	253.88	78.55	212.45
最小值 (kbit)	0.79	27.86	0.83	0.79

2.2.2 自相关函数 所测实际视频源 I 帧序列的自相关函数曲线如图 2 所示:

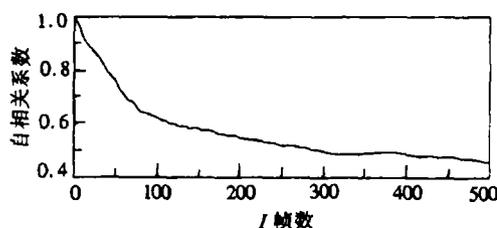


图 2  $K$ (滞后  $I$  帧)-自相关函数曲线图

2.2.3 帧大小的概率分布 帧大小的概率分布可用直方图 (Histogram) 近似。用以表示实际视频源序列帧大小分布的直方图如图 3 所示。

从图 3 可以看出, MPEG 视频图像的帧大小的分布呈类似的钟形曲线, 在文献 [4] 中提出的典型概率分布中, Gamma 分布, Pareto 分布和对数正态分布与上述分布匹配都比较好, 在仿真过程中可采用上述分布来仿真实际源的概率分布。

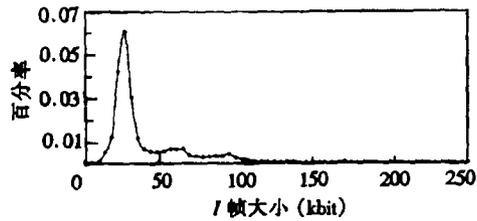


图3 帧大小分布图

### 3 VBR 视频源统计特性的分析 (LRD 特性分析)

#### 3.1 实际 MPEG 视频源的统计特性分析

通过上面测得的 MPEG VBR 视频源 (Venture King.mpg) I 帧序列自相关函数曲线 (见图 2), 我们可以看出自相关函数存在降落变化快慢的分界点 (knee): 滞后值为 50-80 之间; 当滞后值小于分界点时, 自相关函数降落相对较快, 当滞后值大于分界点时, 自相关函数降落相对较慢, 曲线下落要比指数形式放慢, 逐渐接近于 0, 并有明显的反复。

#### 3.2 长期相关性 (LRD) 的定义及其分析方法

设  $X = (X_t : t = 0, 1, \dots)$  是一个广义平稳过程。其均值为  $m$ , 方差为  $\sigma^2$ , 自相关函数为  $r(k), k \geq 0$ 。记  $X^{(m)} = (X_1^{(m)}, X_2^{(m)}, \dots)$ , ( $m = 1, 2, \dots$ ), 其中  $X_k^{(m)} = (X_{km-m+1} + \dots + X_{km})/m, (k > 0)$ , 称为  $\{X_t\}$  的  $m$  阶叠加过程, 并以  $r^{(m)}(k)$  表示其自相关函数, 如果  $m \rightarrow \infty$  时,  $r^{(m)}(1) \rightarrow 2^{1-\beta} - 1, r^{(m)}(k) \rightarrow (1/2)[(k+1)^{2-\beta} - 2k^{2-\beta} + (k-1)^{2-\beta}]$ , 则称  $X$  是渐近二阶自相似的或称为长相关的, 自相似系数为  $H = 1 - \beta/2$ , 其中  $0 < \beta < 1$ 。

3.2.1 方差-时间分析 (Variance-time analysis) 对于 SRD 过程,  $\text{Var}(X^{(m)}) \approx m^{-1}\sigma_x^2$ , 而对于 LRD 过程  $\text{Var}(X^{(m)}) \approx m^{-\beta}\sigma_x^2, 0 < \beta < 1$ 。

方差-时间图 (Variance-time plot) 是一种用图形方法来区分其 LRD ( $0 < \beta < 1$ ) 性质和 SRD ( $\beta = 1$ ) 的工具。图 4 就是针对实际 MPEG VBR 视频源所测量得到的  $\log(\text{Var}(X^{(m)})) - \log(m)$  图。

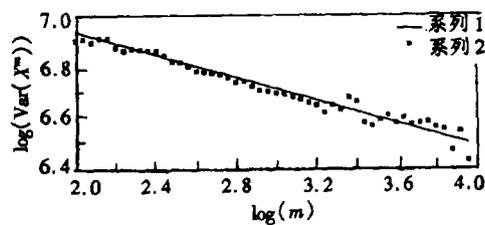


图4 “Venture King.mpg” 的方差-时间图

系列 1:  $-0.22368 \cdot x + 7.38534$ , 系列 2: 实际测试样点

由图 4 中我们可以估算出相应的  $\beta$  值为 0.2, 即此视频序列具有 LRD 特性。

3.2.2  $R/S$  分析 下面再介绍一种称为 Hurst 效应的分析方法 (最初是在文献 [5] 中提出的), 这种方法能说明具有长期相关 (LRD) 性质的随机过程, 并能准确反映实际信源的内在特性, 这同时也是区分短期相关性 (SRD) 和长期相关性 (LRD) 的重要方法。

对于一组观察样本值  $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ , 记其均值为  $\overline{X(n)}$ , 样本方差为  $S(n)$ ,  $R(n) = \max(0, X_1, \dots, X_n) - \min(0, X_1, \dots, X_n)$ , 则

对于 LRD,  $E[R(n)/S(n)] \rightarrow cn^H, n \rightarrow \infty$ ;  $H$  称为 Hurst 参数,  $H$  大于 0.5。

对于 SRD,  $E[R(n)/S(n)] \rightarrow cn^{0.5}, n \rightarrow \infty$ 。

上两式的区别就称为 Hurst 效应。 $R/S$  分析方法是基于 Hurst 效应产生的, 并且用此方法可以测出  $H$  参数。 $R/S$  分析方法是通过一种图形分析法实现的 (详见文献 [5])。这个图称为 Pox 图。图 5 就是针对实际 MPEG VBR 视频源所测得到的 Pox 图。

从图 5 我们可以看出, 在开始处有一个短暂的变化区域, 它代表了序列的短期相关性 SRD。但后面部分逐渐稳定在一条直线附近波动, 这条直线的斜率就是  $H$  参数, 对于图 5,  $H$  近似估计为 0.92。

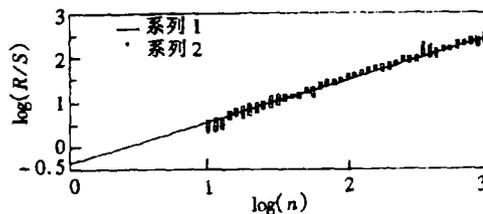


图 5 “Venture King.mpg” 的  $R/S$  分析 Pox 图

系列 1:  $0.928646 \cdot x - 0.354863$ , 系列 2: 实际测试样点

## 4 自相似模型和实现算法

### 4.1 具有 LRD 性质的自相似业务流模型——FGN 过程

FGN 过程 [6] 定义如下: 设  $X = (X_k : k = 0, 1, \dots)$  是一个平稳高斯过程, 均值为  $m = E[X_k]$ , 方差为  $\sigma^2 = E[(X_k - m)^2]$ , 如果其自相关函数为如下形式:

$r(k) \rightarrow (1/2)(|k+1|^{2H} - 2|k|^{2H} + |k-1|^{2H})$ , 当  $1/2 < H < 1$  时, 此过程就称为参数为  $H$  的渐近二阶自相似 FGN 过程。

### 4.2 自相似 FGN 过程的具体实现算法——Hosking 算法

对于仿真一个大小为  $n$  的序列  $\{x_0, x_1, x_2, \dots, x_{n-1}\}$  (该序列是自相关函数为  $r(k)$  的自相似 FGN 过程), 可由 Hosking 算法实现:

(1) 从高斯 (正态) 分布  $N(0, v_0)$  产生一个初始值  $x_0$ , (设  $N_0 = 0, D_0 = 1$ )。

(2) 对于  $k = 1, 2, \dots, n-1$  用下面的公式递推计算  $\phi_{kj}, j = 1, 2, \dots, k$ ,

$$N_k = r(k) - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} r(j);$$

$$D_k = D_{k-1} - N_{k-1}^2 / D_{k-1}, \quad \text{其中 } j = 1, 2, \dots, k-1;$$

$$\phi_{kk} = N_k / D_k; \quad \phi_{kj} = \phi_{k-1,j} - \phi_{kk} \phi_{k-1,k-j}.$$

计算  $m_k = \sum_{j=1}^k \phi_{kj} x_{k-j}$  和  $v_k = (1 - \phi_{kk}^2) v_{k-1}$ , 再由高斯分布  $N(m_k, v_k)$  产生序列值  $x_k$ 。

#### 4.3 具有任意概率分布的自相似过程的实现方法

设  $X_k$  为一个高斯过程, 均值为 0, 方差为 1, 自相关函数为  $r(k)$ 。设  $F_X(x)$  为  $X_k$  的概率分布函数,  $F_Y(y)$  为过程  $Y_k$  的概率分布函数。我们可以通过以下的方法产生  $Y_k: Y_k = h(X_k) = F_Y^{-1}(F_X(X_k)), K = 1, 2, \dots$ ; 可以证明<sup>[7]</sup>, 如果  $X_k$  是一个 Hurst 参数为  $H$  的自相似高斯过程, 则在一般条件下,  $Y_k$  也是一个与  $X_k$  有相同  $H$  的自相似过程。概率分布函数  $F_Y(y)$  可从其它标准分布中选择, 也可以从实际源分布直接得来。

### 5 仿真实例 MPEG VBR 视频源的具体实现

我们仿真采用的方法是: 产生一个具有 LRD 和 SRD 性质的自相似过程来仿真实例的 VBR 视频源序列。具体产生步骤如下:

#### 步骤 1 Hurst 参数 $H$ 的估算

通过上面对实际视频源序列“Venture King.mpg”分析, 我们得到参数值为  $H = 0.92$  和  $\beta = 0.2$ 。

#### 步骤 2 自相关函数的仿真

通过对实际序列的自相关函数曲线的分析可以看出: 自相关函数降落变化快慢的分界点  $K_t$  在滞后值为 50-80 之间。当滞后值小于分界点时, 自相关函数降落相对较快, 表现为短期相关性 (SRD), 可以用几个指数形式  $\exp(-\lambda_i k)$  的线性组合来近似。当滞后值大于分界点时, 自相关函数降落相对较慢, 表现为序列的长期相关性 (LRD), 可以由  $Lk^{-\beta}$  来近似,  $L$  是一个常数。此时仿真自相关函数为  $r(k) = Lk^{-\beta} I(k \geq K_t) + \sum_{i=1}^j w_i \exp(-\lambda_i k) I(k < K_t)$ ,  $k = 1, 2, \dots$ , 其中  $\sum_{i=1}^j w_i = 1$ , 并令  $LK_t^{-\beta} = \sum_{i=1}^j w_i \exp(-\lambda_i K_t)$ ,  $K_t$  为对应于分界点的滞后值。然后用逼近的方法可以确定仿真自相关函数中 SRD 和 LRD 部分的系数。

图 6 表示了逼近的过程。这样, 我们就可以确定仿真自相关函数为

$$\hat{r}(k) = \exp(-0.0054509k) I(k < K_t) + 1.58468k^{-0.2} I(k \geq K_t).$$

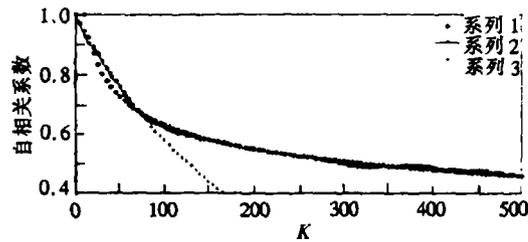


图 6 滞后帧-自相关函数的逼近图

### 步骤 3 仿真序列的产生

上面仿真产生的自相关函数  $\hat{r}(k)$  是针对实际 MPEG 视频源图像序列的  $I$  帧仿真得到的, 复合帧 ( $I$ - $B$ - $P$  帧) 视频序列的自相关函数  $r(k)$  可由  $I$  帧的自相关函数变换近似得出<sup>[7]</sup>, 即  $r(k) = r_I(k/K_I) = \hat{r}(k/K_I)$ , 其中  $K_I$  为  $I$  帧的出现周期, 对于我们的实际 MPEG 序列,  $K_I = 15$ 。这样我们就可以按 Hosing 方法产生背景 (background) 过程  $X$ , 然后经过直方图变换法产生前景 (foreground) 过程  $Y$ 。于是从前面的分析可以看出: 最终得到的仿真过程  $Y$  就是一个既满足实际源自相关函数, 又满足实际源概率分布, 并且同时具有 LRD 和 SRD 性质的自相似高斯过程。为了验证仿真模型的正确性, 我们将仿真产生的  $Y$  过程和实际序列进行了比较。比较方法是验证两者的自相关函数和帧大小概率分布直方图。图 7 是自相关函数的比较图, 图 8 是帧大小概率分布直方图的比较图。

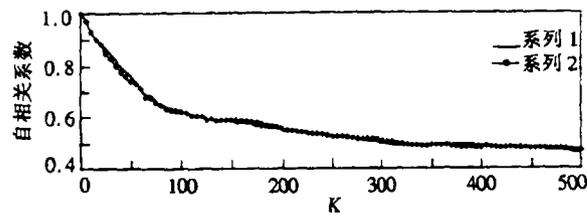


图 7 自相关函数比较图

系列 1: 实际序列“Venture King.mpg”, 系列 2: 仿真产生的  $Y$  过程

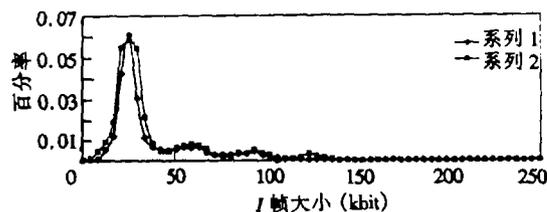


图 8 滞后帧-帧大小概率分布直方图比较图

系列 1: 实际序列“Venture King.mpg”, 系列 2: 仿真产生的  $Y$  过程

## 6 结 论

通过以上对实际 MPEG VBR 视频编码流特性的分析以及用改进的自相似模型进行的仿真和验证工作, 我们可以得出以下结论:

- (1) VBR 视频源的内在固有特性是 LRD, LRD 特性决定了视频源的统计行为。
- (2) 自相似模型是一种比较准确的视频源模型, 它不仅在数学上是严格的, 也符合实际源特性, 而且实际仿真效果也很好。

## 参 考 文 献

- [1] Leland W E, Taqu 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] Beran J, Sherman R, Taqu M S, Willinger W. Long-range dependence in variable-bit-rate video traffic. IEEE Trans. on Commun, 1995, COM-43(2/3/4): 1566-1579.
- [3] Hosking J R M. Modeling persistence in hydrological time series using fractional differencing. Water Resources Res., 1984, 20(12): 1898-1908.
- [4] Garrett M W, Willinger W. Analysis, modeling and generation of self-similar VBR video traffic. Proc. ACM Sigcomm'94, London, UK: 1994, 269-280.
- [5] Mandelbrot B B, Wallis J R. Computer experiments with fractional Gaussian noises. Water Resources Research, 1969, 5: 228-267.
- [6] Mandelbrot B B, Van Ness J W. Fractional Brownian motions, fractional noises and applications. SIAM Review, 1968, 10(4): 422-437.
- [7] Huang C, Devetsikiotis M, Lambadaris I, Kaye A R. Modeling and simulation of self-similar VBR compressed video: A unified approach. In proc. ACM SIGCOMM'95, Boston, USA: 1995.

## THE MODELING AND SIMULATION OF SELF-SIMILAR VBR VIDEO TRAFFIC

Xi Liang     Jin Huiwen

(Beijing University of Poste and Telecommunications, Beijing 100876)

**Abstract** A statistical characteristics model of empirical VBR MPEG-I video streams is presented in this paper. Based on fractional Gaussian noise process, an self-similar model approach which models directly both the short-range dependence and long-range dependence empirical autocorrelation structure is studied. According to the simulation result, the improved self-similar process is a better model of VBR video traffic.

**Key words** Video traffic modeling, Long-range dependence, Self-similar model

奚 亮: 男, 1973 年生, 硕士, 研究方向为通信与电子系统, 承担国家自然科学基金项目“综合业务流的建模、仿真与验证”。

金惠文: 女, 1938 年生, 教授, 从事通信网络和交换技术的教学与科研工作, 曾任信息网教研室主任。