

## 背景流量生成模型综述

方 熙<sup>1</sup>, 曾剑平<sup>1, 2</sup>, 吴承荣<sup>1, 2\*</sup>

( 1. 复旦大学 计算机科学技术学院, 上海 200433; 2. 网络信息安全审计与监控教育部工程研究中心( 复旦大学), 上海 200433)

( \* 通信作者电子邮箱 cwu@fudan.edu.cn)

**摘 要:** 在网络流量分析中, 对网络协议和应用的实验和模拟是最常用的方法, 而背景流量模型对于实验和模拟网络协议和应用有着重要的意义和作用。首先, 介绍了背景流量模型的背景知识, 并且从流量到达离开的时间角度、网络拓扑链路的空间角度以及两者结合的时空角度对背景流量模型的发展作了简单介绍; 然后, 按照时间、空间、时空这 3 个分类阐述了背景流量模型以及近些年的研究进展; 最后, 分析了现有背景流量模型的优缺点、存在的难点和问题, 并展望了背景流量模型研究的未来发展趋势。

**关键词:** 背景流量模型; 流量时间流量模型; 空间流量模型; 时空流量模型

**中图分类号:** TP393.02 **文献标志码:** A

### Summary of background traffic generation model

FANG Xi<sup>1</sup>, ZENG Jianping<sup>1, 2</sup>, WU Chengrong<sup>1, 2\*</sup>

( 1. School of Computer Science, Fudan University, Shanghai 200433, China;

2. Engineering Research Center of Cyber Security Auditing and Monitoring of Ministry of Education ( Fudan University), Shanghai 200433, China)

**Abstract:** In traffic analysis, experiments and simulations of network protocols and applications are the most common methods, to which background traffic model has important significance. Firstly, the background knowledge of background traffic model was introduced, then the development of background traffic was recommended from the temporal angle of traffic arrival and departure, the spatial angle of network topology link, and the spatio-temporal angle of the combination. Secondly, the models and research progress of background traffic in recent years were expounded and classified into temporal, spatial, spatio-temporal ones. Finally, the advantages, disadvantages, difficulties and problems of the existing background traffic models were pointed out, and the development trends of the models were also predicted.

**Key words:** background traffic model; temporal traffic model; spatial traffic model; spatio-temporal traffic model

## 0 引言

在网络流量分析研究中, 常用实验、模拟等方法, 可是这些方法都需要搭建相应的实验环境。在实验环境中, 对于在研究中的应用或协议, 往往只有其本身的流量, 没有其他无关流量的干扰。而在真实网络中却截然不同, 真实网络环境不仅仅有我们所关注的应用的流量, 还会有很多无关流量, 因此, 在实验环境中研究得到的流量行为特征, 与真实网络环境下的分析结果可能存在较大差异。为了使在实验或模拟中研究的协议和应用能够完美地应用到实际环境中, 就需要在实验环境中添加实际网络中存在的所谓无关流量。其中研究对象应用或协议产生的流量叫作前景流量, 而网络实际存在的与研究对象无关的流量称为背景流量。模拟的背景流量特征是否真实地体现实际环境, 将直接影响到实验环境拟合实际网络环境的效果, 也很大程度上影响协议或应用的实际应用效果, 因此背景流量的研究对促进网络的发展有着重要意义。

2008 年 Vahdat 等<sup>[1]</sup>追踪了 2004—2007 年期间在 SIGCOMM、SOSP/OSDI 和 NSDI 中的出版物, 得出结论: 大约 25.6% 的工作没有考虑背景流量的模拟实验, 破坏了可信度研究的成果, 而考虑背景流量通常会协议和应用的行为产生重大影响, 因此, 研究背景流量是不可避免的, 在研究背景

流量的过程中, 生成背景流量的模型更为重要。经过多年的研究, 人们已经提出了很多背景流量模型, 例如泊松模型、FBM 模型、流模型等。虽然已有学者对 Internet 流量模型进行了综述<sup>[2]</sup>, 但是, 这与本文研究的背景流量模型有很大的不同, 因此有必要对背景流量模型的以往工作进行总结和对比, 体系化地对背景流量模型生成方法进行梳理和比较。

在接下来的工作中, 首先将介绍背景流量的基础知识; 然后对背景流量的模型进行介绍, 并对其分类, 介绍优缺点; 最后指出可能的发展方向。

## 1 背景流量

### 1.1 基本概念

从研究对象角度来看, 网络流量模型一般分为前景流量模型和背景流量模型。那些具有特定功能的应用程序产生的流量或者在网络研究中研究对象产生的流量叫作前景流量, 而与前景流量无关却依然存在于真实网络环境中的流量就叫作背景流量。

在实际网络研究中, 想要生成和真实流量相似度较高的流量需要真实地刻画出流量的特征, 这是流量建模的基石。目前流量特征描述中最被广泛认可的就是自相似性。

### 1.2 流量特性

1995 年 Leland 等<sup>[3]</sup>对局域网( Local Area Network, LAN)

收稿日期: 2018-07-26; 修回日期: 2018-10-15。 基金项目: 国家重点研发计划项目( 2017YFB0803203)。

作者简介: 方熙( 1996—), 男, 湖北鄂州人, 硕士研究生, 主要研究方向: 网络安全; 曾剑平( 1973—), 男, 福建泉州人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 社交媒体大数据、大数据安全; 吴承荣( 1971—), 男, 上海人, 副教授, 博士, CCF 会员, 主要研究方向: 信息安全。

的流量进行测试分析和 2009 年曾剑平等<sup>[4]</sup>对网络论坛的流量分析,都得出了一个结论,就是网络流量具有自相似性,也就是说网络流量在较长的时间段内都是相关的,即所谓的长相关。在此基础上,研究人员提出了许多基于自相似性的模型。

在数学上,统计自相似性表现为长期依赖性,即时间序列自相关的次数指数衰减。这与泊松模型及其短程依赖形成鲜明对比,这意味着随着尺度的自相关呈指数衰减。

对于自相似性,其中一个重要的表征参数就是 Hurst 参数,一般情况下, $H$  值越大,自相似程度越高,突发性越强。由于自相似性特征指的是长相关,即在较大的时间尺度上刻画流量的长相关特性,但无法在短时间内体现出流量的特征,也就是说在简单的一个维度上并不能很好地完整体现流量特征。于是 1997 年 Riedi 等<sup>[5]</sup>引入了多分形的概念,应用于流量上,并且许多工作都借鉴流量的多分形特征,如小波变换等。

### 1.3 背景流量模型

在互联网发展早期,由于网络结构简单,网络流量较少,流量特征容易刻画,通过对流量的到达、离开等时间特性上的刻画,可以较好地模拟单一链路上的流量特性,生成的背景流量也基本可以仿真真实流量,即使到后来流量较为复杂,一些传统的数学模型刻画的流量不能很好地匹配真实流量,通过自相似流量模型的建立,也能很好地模拟流量在时间上的长相关性。在面对大规模网络时,传统的数学模型和自相似模型由于是面对流量包级别,会产生大量成本,故而产生了流体模型。当然,这些都是建立在模拟流量的时间特性上,本文统称它们为时间流量模型。

由于网络拓扑的复杂,单纯地在单一链路上模拟网络流量,在实际研究中很难扩展到复杂网络,研究局限性很大,因此对于流量在空间上的特性进行刻画,也被研究者们所关注,他们相应地提出了很多的空间流量模型。

随着空间流量模型的提出,同时研究流量的时间特性和空间特性也慢慢进入研究者视线,时空流量模型不仅在应用上更加广泛,同时在面对大规模复杂网络的情境下能够更好地刻画流量特性,模拟在网络中传播的真实流量。

虽然,对于空间流量模型和时空流量模型研究并不是很多,相对于时间流量模型来说较少,但是由于流量模型的发展需要匹配如今网络的复杂化,单一的时间流量模型和空间流量模型已经无法很好地模拟真实流量,而背景流量模型需要遵守一个基本的原则:模型建立时一定要能够真实地拟合背景流量的主要特征,所以时空流量模型需要更多的研究。在这里,将背景流量模型分为三大类:时间流量模型、空间流量模型和时空流量模型。

## 2 时间流量模型

时间流量模型基于收集到的流量,将流量作为单个流或数据包生成,更准确地捕获对目标的影响。通过捕获流量的时间行为,例如流量到达、离开、突发等,对流量进行建模。本文将时间流量模型按如下几种进行分类。

### 2.1 传统时间流量模型

网络中传输的数据包是信息网络流量的载体。在传统的网络流量仿真中,一个或多个仿真事件与访问路由器的每组流量相关联(表示流量到达和离开)。

传统的模型一般基于泊松过程,按照分类方式,可以说它

们的特点即为短相关性。下面介绍几个经典的传统模型。

#### 2.1.1 泊松(Poisson)模型

泊松模型起源于电话网络和电信系统,可以说是最早应用于流量模型的数学分析方法,它开创了电信网络中流量模型的研究,获得了极大的成功。

泊松模型有一个前提,那就是网络事件是独立分布的,且分布只与速率参数有关。泊松模型很好地满足了早期网络的建模需求,在流量模型上起到了巨大的作用,算是整个流量模型研究的鼻祖。伯努利过程是对泊松过程的离散化,也参与到了流量模型的数学研究中。

#### 2.1.2 马尔可夫(Markov)模型

马尔可夫模型,是利用一个变量的当前状态和之后的动向去预测未来状态的一种分析方法。Markov 模型在随机过程中引入了相关性,可以应付突发状况,且具有无后效性,故应用十分广泛,常见的马尔可夫模型在流量模型上的应用有马尔可夫泊松过程(Markov-Modulated Poisson Process, MMPP)<sup>[6]</sup>等。

在这里简单介绍一下 MMPP。MMPP 是泊松过程的一个泛化,其中到达率随时间变化。 $M$  状态的 MMPP 可以看作  $m$  个独立的泊松过程,其中  $\lambda_i$  是第  $i$  个过程的到达速率。由  $M$  状态马尔可夫链支持的交换机可以确定  $m$  个到达过程中哪个是活动的,即它是哪个到达过程中被生成的。假设第  $i$  个到达过程是活动的,这个过程仍然对于均值为  $\sigma_i^{-1}$  的指数分布的时间量有效,在活动期结束时,交换机以概率  $p_{ij} \left( \sum_j p_{ij} = 1, p_{ii} = 0 \right)$  来选择第  $j$  个过程作为下一个活动期。由上述过程可得,  $M$  状态的 MMPP 可以用参数  $\lambda_i, \sigma_i^{-1}, p_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, m)$  完整地表示出来。

2012 年, Rajabi 等<sup>[7]</sup>评估了 MMPP 方法在突发流量建模中的有效性,其方法包括生成具有给定突发性水平的合成痕迹,并将 MMPP 与该轨迹中的数据拟合。其研究结果表明, MMPP 是 Web 应用程序资源配置的有效流量模型,同时,用于估计 MMPP 参数的算法对预测满足响应时间阈值的概率有具有显著影响。

#### 2.1.3 回归(Regression)模型

在回归模型中,重要的基础方法就是回归分析,它表明自变量和因变量之间的关系,同时还可以得到多个自变量对一个因变量的影响强度。在回归模型的随机序列中,下一时刻的随机变量是由过去一个特定时间的随机变量和一个白噪声移动平均值来决定的。常见的回归模型有自回归(AutoRegression, AR)<sup>[8]</sup>、ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average model)<sup>[9]</sup>等。

如 AR 模型,自回归模型。采用自动回归法,使用线性映射,强调时间序列未来的点数由同一时间序列过去的值来决定。 $p$  阶自回归模型  $AR(p)$  随机变量的当前值  $X_t$  由过去  $p$  个值得线性组合加一个白噪声扰动项  $\varepsilon_t$  组成,形式如下:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + \varepsilon_t$$

其中  $\phi_i$  为实数,使用 AR 模型预测时,只需求解线性方程组,选取函数的参数降低实验误差。由于计算相对简单,使得 AR 模型的应用很广泛。但是其自相关函数以指数形式在衰减,故不能很好地模拟比指数衰减要慢的自相关结构的流量,在这方面有相当缺陷。

#### 2.1.4 传统模型的不足

随着网络的快速发展,单纯的泊松过程或者说单纯的数

学模型已经不能充分刻画 IP 网络流量的特征。1995 年, Paxson 等<sup>[10]</sup>提出泊松分布模型在 IP 网络适用上有着很多不足,他们分析了 24 个 TCP 流量过程,在流量突发的时候,传统模型与真实流量相比已经有很大的偏离。总结起来有以下两点:1) 实际的网络流量其实并不严格服从泊松分布;2) 传统模型并不能刻画出流量的突发性,也就是在流量突发时,传统模型如泊松分布并没有起到刻画特征的作用。

## 2.2 自相似模型

从发现流量具有自相似性后,学者们研究出了很多自相似性的流量模型,将自相似性视为应用于实验的背景流量的重要属性。

### 2.2.1 重尾分布的 ON/OFF 模型

重尾分布的 ON/OFF 模型特点是很多源堆叠在一起,每个源分为周期交替的 ON 和 OFF 两种状态<sup>[11]</sup>。其中,源不断地以连续速率发送数据的状态称为 ON 状态,源不发送数据的状态称为 OFF 状态,这是一个周期或交替的过程。其中,每个源时长独立同分布(重尾分布:如 Pareto 分布)。传统的 ON/OFF 模型其状态持续时间的分布均为指数形式,通过模型扩展,可以使得持续时间有无限的方差,叠加起来的无数个源就具有长相关性了。Alpha-Beta ON/OFF 模型在此基础上进一步把连接定义为 Alpha 流量、Beta 流量,以此合成流量。

可是因为此模型限定了前提条件,即各个源得是独立同分布,且发送数据的速率固定连续,而真实网络中很少能够满足这个前提条件,导致其基本无法在现实中得到应用。

### 2.2.2 M/G/∞ 模型

M/G/∞ 排队模型同样可以用来构造自相似序列,2015 年 Krunz 等<sup>[12]</sup>将其用于视频流量的建模。实验结果显示,此模型在流量的排队性能上有着较好的反馈。

由于 M 表示相继到达的时间间隔呈负指数分布,故 M/G/∞ 模型表示的是输入流服从参数为 λ 的 Poisson 过程,其中系统内有无穷个服务时间 T 服从独立同分布 G 的服务设备。M/G/∞ 序列是指排队系统中的顾客总数在时间轴上构成的序列, G 是可以选取的,不同的 G 导致序列结构长或短相关,当 G 服从 Pareto 分布的时候,序列就会构成一个渐进自相似过程。但是 M/G/∞ 序列是无法用概率密度或分布函数直接描述的。通过将流的分布用 Pareto 分布代替指数分布, M/G/∞ 模型生成的流量在反映流量的排队特性上会更加真实。

### 2.2.3 FBM/FGN 模型

分形布朗运动(Fractional Brown Motion, FBM)模型是一种统计自相似过程的数学模型<sup>[13]</sup>。分形高斯噪声(Fractional Gaussian Noise, FGN)模型通过对分形高斯噪声的频谱进行快速傅里叶逆变换获得数据,生成的 Hurst 指数具有很好的 consistency,且分布非常接近高斯分布。

FBM 可以看作布朗运动(Brown Motion, BM)的推广。BMP 的概率密度函数采用以下形式:

$$f(x, t) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi t}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2 t}\right)$$

相应地, BMP 的增量累计函数为:

$$\Pr\{B[(t+\delta) - B(t)] \leq x\} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\delta}} \int_{-\infty}^x \exp(-y^2/2\delta) dy$$

同理, FBMP 的增量累计函数可以定义为:

$$\Pr\{Z[(t+\delta) - Z(t)] \leq x\} =$$

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi\delta}} \int_{-\infty}^x \exp(-y^2/2\delta^{2h}) dy$$

其中 h 为自相似系数(0.5 ≤ h < 1)。FBM 作为连续高斯过程,其均值为 0,且其平稳增量过程就是分形高斯噪声(FGN)。令  $Z_H(k) = X_H(k) - X_H(k-1)$ ,则  $Z_H(k)$  即为 FGN, FGN 是平稳的严格二阶自相似过程。令  $A(i)$  为第 i 个信源在时间 [0, t] 内的输入流,其平均到达速率为 m,则网络流的表现形式如下:

$$A(t) = R_t + \sqrt{aR} Z_t; t \in (0, +\infty)$$

$Z_t$  表示到时刻 t 为止的所有网络业务流。其中, a > 0 为方差系数, R 代表着网络流量的平均到达速率,  $X_t$  为标准的分形布朗运动。

FBM 模型能够描述自相似特征,且只需要三个参数就可以完整地刻画整个模型,有数学基础且处理方便,因此可以很好地应用到流量模拟上。但, FBM 严格自相似,无法同时处理长相关和短相关特征,且对于非高斯数据也不能很好地应对。

### 2.2.4 FARIMA 模型

有序序列 (p, q) 的自回归移动平均模型表示为 ARMA(p, q):

$$X_t = \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + Z_t + \sum_{i=1}^q \theta_i Z_{t-i}$$

可以等价地表示为  $\phi(B)X_t = \theta(B)Z_t$ , 其中 B 为延迟算子,而 φ 和 θ 分别是阶数为 p 和 q 的多项式。如果上述方程对于第 d 个  $(1-B)^d X_t$  成立,那么  $X_t$  被称为 ARIMA(p, d, q) 过程。而 FARIMA 通过允许 d 是分数扩展了整个过程。考虑到平稳性和长相关(Long-Range Dependence, LRD),可以得到 0 < d < 1/2。参数 d 决定了长期行为,而 p, q, φ(B) 和 θ(B) 中的相应参数允许对短程特性进行更灵活的建模。该过程被正式定义如下:

如果  $X_t$  是平稳的、满足差分方程,那么满足  $d \in (-0.5, 0.5)$  的 ARIMA(p, d, q) 过程就被称为 FARIMA 过程,  $\phi(B)\nabla^d X(t) = \theta(B)Z_t$ , 其中  $\{Z_t\}$  是白噪声过程(0, σ²), 同时 φ 和 θ 分别是阶数为 p 和 q 的多项式。因此, FARIMA(p, d, q) 是与参数 d - 1/2 渐近地自相似,其中  $d = H - 1/2$ 。如果 p = q = 0, 即 FARIMA(0, d, 0), 它是 FARIMA(p, d, q) 过程的最简单的形式,其自相关函数英文全称为(Auto-Correlation Function, ACF) 为  $\rho(k) = ck^{2d-1}$ 。

在时间序列中, B 为延迟算子,且  $BX_t = X_{t-1}$ , ∇ 是差分算子,使得  $\nabla X_t = X_t - X_{t-1}$ , 以 B 的形式表示就是  $\nabla = (1 - B)$ , p, q 是非负整数,并给出多项式:

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p$$

$$\theta(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \cdots + \theta_q B^q$$

其中, θ(B) 中 {B: |B| ≤ 1} 不含 0, 且 θ(B) 和 φ(B) 不含共同零点。注意在一个 ARMA(p, q) 过程中, (p + q + 2) 个参数 (φ₁, φ₂, ..., φ\_p, θ₁, θ₂, ..., θ\_q, μ, σ²) 都需要估计。对于 0 ≤ q ≤ 1/2, ∇^d = (1 - B)^d 可以通过二项式展开定义: ∇^d = (1 - B)^d = ∑\_{j=0}^∞ \binom{d}{j} (-B)^j = ∑\_{j=0}^∞ π\_j (-B)^j, 其中 π\_j =

$$\frac{\Gamma(j-d)}{\Gamma(j+1)\Gamma(-d)}, \Gamma \text{ 为 Gamma 函数。}$$

FARIMA 算子是二阶渐进自相似过程<sup>[14]</sup>, 先产生分形差分噪声, 然后利用它驱动 ARMA 模型获得。它可以有效地描述样本流量的长相关特性, 同时也能够表示短相关特性, 但

是模型本身及其复杂且参数较多,计算量大,无法方便地应用到实际当中。

### 2.2.5 小波变换模型

自 20 世纪 90 年代开始,研究人员逐渐将小波变换引入到了网络模型的研究中,通过对它的多尺度特性分析,来进一步刻画网络流量特征<sup>[15]</sup>。

随机信号  $X(t) \in L^2(R)$  的连续小波变换定义为:

$$W_{ab} = \langle X | \psi_{ab} \rangle = \int_R X(t) \psi_{ab}^*(t) dt = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_R X(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt;$$

$$\psi_{ab}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right); a > 0, b \in R$$

其中:  $\psi(t)$  为小波母函数,  $W_{ab}$  为小波系数, 伸缩尺度为  $a$ , 平移参数为  $b$ ,  $\psi(t)$  经过  $a$  和  $b$  的转换得到正交基  $\psi_{ab}(t)$ , 则随机信号  $X(t)$  可由其小波系数重构为:

$$X(t) = \frac{1}{C_v} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W_{ab} \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \frac{da}{a^2} db$$

即小波变换可逆。小波变换具有保持分析对象的尺度不变、对信号的自适应等特点,由于流量的自相似性在统计意义上来说,是一种具有尺度不变性的随机过程,因此,小波变换在数学上具有其自身特有的优势。

### 2.3 应用流量模型

网络流量根据应用协议改变其行为特征,因此,有很多工作专注于设计特定应用的流量生成器。

#### 2.3.1 Surge

Surge 是 1998 年 Barford 等<sup>[16]</sup>提出的基于 Web 使用分析模型生成流量的工具。Surge 将用户等值的概念结合到 6 个分布特征中创建具有代表性的 Web 流量。

作者对 Web 服务器使用情况进行了大量观察,以创建一个真实的 Web 工作负载生成工具,模仿一组真实用户访问服务器。其 6 个分布特征分别为服务器文件大小分布的经验测量、请求大小分布、相对文件流行度、嵌入式文件引用、参考的时间局部性、个人用户的空闲时段。

在高负载的情况下, Surge 会产生自相似的网络流量,但是由于 Surge 的工作负载会保持大量的开放连接,这会导致很高的 CPU 负载,应用到实际中压力会比较大。

#### 2.3.2 HTTP 媒体流量模型

HTTP 媒体流量模型专注于生成 HTTP 视频流量,在 2017 年由 Waldmann 等<sup>[17]</sup>提出。

由于 HTTP 动态自适应流传输其请求的大小是根据吞吐量产生的,是动态变化的,尤其是在表现出强吞吐量波动的无线/移动网络中尤其明显,且流式传输具有明显更高的数据速率,以前的 HTTP 流量模型并不适用于此,无法很好地刻画出流量特征,于是 Waldmann 等认为最好的描述此流量的方式是用请求持续时间而不是请求大小。他们提出一个随机模型,该模型描述了请求完成时间的分布和相关性,以及两个后续请求时间的相关性。

但是由于此模型是根据请求时间进行建模,将请求时间设为 ON 状态,请求关闭设为 OFF 状态,整体间隔类似于 ON/OFF 模型,虽然相关性很强,但是模型准确度并不高,对吞吐量与生成的流量之间的动态依赖性并不能很好地把握。

#### 2.3.3 小结

虽然特定应用的流量模型可以模拟应用流量,但也仅仅

只限于特定应用,且它模拟的流量也受限于当前应用的状态,甚至包括收集到的用于对比的流量都仅限于当前的应用状态和网络状态。互联网是在不断变化的,以前的互联网不能代表当前的互联网,当前的互联网不能代表未来的互联网,需要根据应用状态和网络状态定期去修改特定应用的流量模型,这也是应用流量模型最大的缺陷。

### 2.4 框架模型

与特定于应用程序的流量模型相反,独立于应用程序的流量生成器通过使用一组不特定于任何特定应用程序的分布参数来生成网络流量。

#### 2.4.1 Harpoon

Harpoon 是 2004 年 Sommers 等<sup>[18]</sup>基于 TCP 和 UDP 流量的 8 种分布特性生成代表性 IP 流量的新工具。

Harpoon 设计目标是: 1) 在 IP 流级别上可伸缩地生成独立于应用程序的网络流量; 2) 易于参数化,以创建统计上与在给定有利位置处测量的流量相同的流量。

Harpoon 流模型是一个双层架构,其中较低的级别叫作连接级别,它由两个具有可度量分布属性的组件组成。第一个组件是传输文件的大小;第二个组件是连续文件传输请求之间的时间间隔,即连接时间。

Harpoon 模型的上层被称为会话层。Harpoon 会话分为 TCP 或 UDP 类型,然后在其活动期间使用该协议进行数据传输。会话级别由两部分组成: 活动会话数量和 IP 空间分布。通过调节在任何时间点都处于活动状态的会话数量, Harpoon 可以匹配来自原始数据的字节、数据包和流量,并实现时间(日)流量。

总之, Harpoon 模型由 5 个 TCP 会话分布模型组成: 文件大小、连接时间、源和目标 IP 范围以及活动会话的数量。UDP 会话有 3 种分配模式: 恒定比特率、周期性乒乓和指数乒乓。这些分布中的每一个都可以手动指定,也可以从现场路由器收集的数据包跟踪或 Netflow 数据中提取。这些模型使得 Harpoon 产生的工作量可以独立于应用程序或被调整为特定的应用程序。这些模型以建设性的方式进行组合,以创建一系列文件传输请求,从而产生具有代表性的流量级网络流量。

但是由于 Harpoon 设计为在相对较长的时间间隔内去匹配字节、包、流量,因此在较短的时间间隔内不匹配流量特征,且对于其他的流量度量标准并不适应,用此与真正的流量生成还是有很大的差距。而且 Harpoon 虽然将 IP 视为空间分布,但是此模型并没有涉及 IP 地址之间的连接,故并不适用于复杂化的网络拓扑的流量生成,仅限于简单网路拓扑且流量时间间隔较长的流量生成。

#### 2.4.2 Swing

Swing 是 2009 年 Vishwanath 等<sup>[19]</sup>提出的用于跟踪生成逼真数据包的综合框架。Swing 模型将两个端点之间的延迟作为单个值链接,并在每个方向分别实现。Swing 使用模型通过匹配商品操作系统上的用户和应用程序特征来生成实时数据包跟踪,这些特征受适当配置的仿真网络的通信特性的影响。结果显示, Swing 生成的流量在字节和数据包到达过程中可以跨多种时间尺度匹配到聚合和突发特征。

其假设是,那些真实和响应数据包生成的目标必须通过准确的模型告知: 跨目标链路启动通信的用户和程序,和托管程序的硬件、软件和协议,以及负责将数据包携带到目标链路和从目标链路传出的其他网络链路的大空间。如果没有对用

户进行建模,就无法研究体系结构变化对最终用户的影响,也不可能捕获更改用户行为的影响(例如,如果用户对检索 Web 内容的耐心减少)。同样,如果不了解各种应用程序和协议的组合,就很难理解不断变化的应用程序流行度在各种时间尺度上对流量模式的影响。最后,目标上下游链路的带宽、延迟和丢失率会影响通过目标链路进行通信的终端主机的数据包到达特性和 TCP 传输行为。为了生成数据包跟踪,在运行商品操作系统和硬件的可扩展网络仿真环境中启动(非确定性)一系列流程。信源和信宿建立 TCP 和 UDP 连接,通过模拟的大规模网络拓扑结构,并将单个链路指定为目标。只需记录在实时仿真过程中到达和退出此链路的数据包和时间戳,即可构成生成的跟踪。跨越目标链路的单个流量的特性(例如流量开始时,源和来源之间来回通信的模式)是从原始跟踪中的单独应用和用户行为模型中提取的。同样,设置了广域拓扑的特征,包括所有连接到目标链路和从目标链路引出的链路,以匹配原始跟踪中观察到的网络特征。

但是在 pcap 追踪用于测量的链路基本是不可能的,同时此模型在空间层次上会比较单一,且只考虑到了 TCP 的应用程序,应用范围相对狭窄。

#### 2.4.3 Tmix

为了使得模拟网络能够更加逼真,需要使用闭环方式去产生流量。2006 年 Weigle 等<sup>[20]</sup>在基于 ns-2 的基础上提出 Tmix 流量模型。系统将从感兴趣的网络链路中获取到的包头部作为输入,获取到的包被“反编译”为存在于包中的每个 TCP 连接的源级特征。这个被称为连接向量的特征作为 ns 模块 Tmix 的输入,该模块模拟出在跟踪中创建相应连接的源应用程序的套接字级行为。这种合成流量方法,可以自动重新生成在任意链路上看到的全部 TCP 连接。

其目标是创建一种自动化方法,用于在不知道网络中实际存在哪些应用程序的情况下,使用感兴趣的网络来表征全部基于 TCP 的应用程序。他们的工作中遵循的一般范式是基于经验的方法。首先在网络链路上采用一个或多个数据包报头跟踪,并使用这些跟踪来构建应用对网络使用的源级表征。该源代码级工作负载模型是通过将 TCP/IP 头“反编译”为更高级的抽象表示来构建的,该表示捕获套接字层上方的最终用户交互和应用程序级协议的动态。每个 TCP 连接都表示为连接向量。从网络轨迹导出的一组连接矢量集合起来就是在测量网络上找到的所有应用程序的聚集行为的表示。这些连接向量被输入到一个名为 Tmix 的跟踪驱动的工作负载生成程序中,该程序“重放”原始应用程序的源代码级(套接字级)操作。以这种方式,Tmix 为 TCP 创建输入,这些输入在统计上类似于创建原始数据包跟踪的应用程序的 TCP 输入。Tmix 可以在网络测试台或 ns 模拟中生成真实的合成 TCP 流量。但最重要的是,从跟踪导出的连接向量可用于生成逼真的合成流量,这些流量在统计上接近测量链路上的流量。

但是 Tmix 局限性也是有很多的,比如是否能够抓取到相关应用程序使用 TCP 的足够信息量,以重现流量;同时该模型只考虑 TCP 流量的生成,而没有考虑 UDP 等问题。

#### 2.4.4 LegoTG

2015 年 Bartlett 等<sup>[21]</sup>设计的 LegoTG 是一种模块化自定义流量生成框架。

由于实验设计是一个迭代过程,研究人员最初可能无法了解实验中哪些背景流量特征重要。这意味着设计和确定如

何生成背景流量本身可能会成为一个实验,研究人员会尝试使用不同的流量生成器和流量模型,对其进行调整并根据需要进行定制。今天的流量发生器不能很好地支持这个过程。现有的发生器对于每个业务生成功能采用单个模型,例如,数据包生成、数据包消耗、连接延迟,并通过其代码实现。例如,Harpoon 将流量模型化为一组文件传输;Swing 模型将两个端点之间的延迟作为单个值链接,并在每个方向分别实现;D-ITG 将双向流模型化为两个单向流,并让用户控制流量的许多传输和网络参数。固定模型使研究人员更有可能需要定制流量生成器的代码以满足需求,但是,现有的流量发生器将大量复杂性包含在一个实现多种功能的代码库中,庞大的代码库使得定制非常困难。此外,研究人员可能需要来自不同流量发生器的功能(例如,来自 Harpoon 的分组生成和来自 Swing 的延迟建模),也就是说在单个实验中将不同流量生成器组合在一起是一个非常复杂且手动过程,于是就有了 LegoTG 流量生成框架,将各个流量模型组建起来进行实验模拟。

它通过模块化实现,每个流量生成功能都是一个独立的模块,可以定制、替换或与其他模块组合,并且得益于其对分布式实验中流量生成代码的部署、配置和控制的广泛支持。利用 LegoTG 轻松部署和控制流量生成,可快速建立依赖背景流量的试验台实验原型。

#### 2.4.5 小结

框架模型应用场景相对广泛,可以泛化地生成多种场景下的流量,不同于特定应用流量模型,可以生成多种网络流量,但是由于框架模型都比较复杂,都很难做到在时间的细粒度上去匹配特征,且对于空间上的流量特征并未考虑,在实际应用当中由于场景复杂,不仅仅是单一类型流量,故应用于实践相对困难。

#### 2.5 流模型

随着网络结构复杂化,为了有效地模拟大规模网络,需要适当的可扩展模型来捕获背景流量的重要特征。在流体模拟中,网络流量是根据连续流体流量而不是单个数据包实例建模的。例如,可以将从相同源到相同目的地或一组紧密间隔的分组穿过虚拟网络的一系列分组建模为具有恒定或分段线性流体流速的流体主干。应用流体模型可以降低大规模网络模拟中的计算复杂性。

2004 年 Nicol 等<sup>[22]</sup>提出了应用于背景流方向的流模型,在随后,更多的流模型被相继提出。流模型不需要明确的随机分量;它模拟 TCP 会话的特定样本路径。其描述的方法有许多值得注意的方面:1) 模型是闭环的,它影响并受到其他流量的影响。2) 介绍一种可以击败众所周知的平滑技术与流体模型相关的事件爆炸的“连锁效应”。3) 能够分析这种方法提供的工作量减少(通过纯粹的基于数据包的方法)TCP 传输的长度、应用程序提供数据的速率转移、往返时间和 ssthresh 的初始值。本文将基于流的基于数据包的表示与基于流体的模拟相混淆,其他流量的关系。4) 实现了流体和数据包表示的无缝混合相同的网络模拟包。该模型能够处理动态路由和其他网络仿真和分析的实际工件,其使用的模型强调计算速度和简单性。

将用一个泛型参数  $z$  表示一个函数  $f$ ,也就是说  $f(z)$  是函数而不是特定的参数值,而  $f(s)$ ,  $f(t)$  等将在仿真时间的特定点出表示特定值。此模型中许多数量都基于分段不变率函数。典型地,  $f(z)$  (例如  $cwnd(z)$ ) 通过  $\lambda f(z) = \frac{d}{dz} f(z)$  隐含

定义, 并且  $\lambda(f(z))$  是  $z$  的常数函数, 这意味着任何时候  $t$  满足:

$$f(t) = \int_{\lambda_f} (s) ds.$$

特别地, 如果事件发生在  $f(a)$  点已知或计算好的时刻, 而另一事件发生在时间  $b$ , 对于所有的  $s \in [a, b]$ ,  $\lambda(f(s)) = c$ , 则  $f(b)$  简单计算为  $f(b) = f(a) + c * (b - a)$ 。TCP 模型基于流内的字节索引; 在这种情况下,  $\lambda(f(s))$  的单位是每单位时间的字节数,  $f(b)$  是在观察点处、在时间  $b$  处的流的字节索引。

2015 年 Qian 等<sup>[23]</sup> 提出混合建模方法, 将 ON/OFF 模型和 TCP 活动相结合。ON/OFF 模型用于表示应用程序的活动, 基于流体模型的常微分方程 (Ordinary Differential Equation, ODE) 用于描述 TCP 避免拥塞功能。其优点是能准确地捕获源端流量的自相似性、正确反映网络动态、有效降低计算复杂度, 是一种用于大规模通信网络模拟的背景流量建模的新方法。选择轻量级 ON/OFF 模型来提高仿真效率, 还可以模拟用户行为来合成独立于网络动态的自相似流量。

现有的流量模型只关注于合并具有自相似性的分组级流量, 没有考虑与网络动态相互作用的应用行为对流量生成过程的影响。基于上述观点和观察, 合理的背景流量模型应该实现以下目标: 1) 准确捕获源端的应用行为; 2) 根据网络动态自动调整流量速率; 3) 有效地降低计算成本。为了实现上述目标, 提出一种混合方法来模拟背景流量。首先, 通过 ON/OFF 过程在源级对应用程序行为进行建模, 其中流量由流而不是包表示, 应用程序业务流可选择处于 ON 状态或 OFF 状态。当它处于 ON 状态时, 应用数据通过传输层不断注入网络, 控制数据传输的持续时间; 其次, 为了响应网络动态变化, 一组 ODE 被设计为模拟源节点处的 TCP 拥塞避免行为和路由器处的排队过程。通过这些 ODE, 当应用程序流程处于 ON 状态时, 数据速率不断地增大。最后, 考虑到计算成本的降低, 流量在传输层和网络层由流体表示, 这是对突发包的抽象表示, 当流量呈现流体时, 离散模拟事件显著减少。尽管该模型是针对背景流量而开发的, 但它能够通过影子变量方法与包前的流量进行正确的交互, 并且在网络层较为流畅地表现。

在早期, 流量模型都是集中在如何在单个链路上模拟实际和可扩展的背景流, 这也是时间流量模型的一个重要限制。这类模型可以捕获流量的时间行为, 例如流量到达离开等, 但没有任何空间相关性的分组或流的时间序列, 无法轻松扩展流量以覆盖整个网络, 以便用作背景流量来研究分布在任意网络拓扑中的应用。应该指出的是, 按包生成流量分组是准确的, 但对于仿真中的背景流量生成而言, 计算上也可能是昂贵的。

### 3 空间流量模型

无论时间流量模型的特征详细刻画程度或可扩展性如何, 它仍然只专注于重现与时间相关的流量特征。现在我们来看看空间流量模型, 但是由于网络拓扑的复杂化, 以及较低流量强度导致空间流量模型并不够多, 实际应用也有很大的局限性, 在此只能给出相关介绍。

空间模型是基于流量矩阵分配流量。流量矩阵表示在一定时间间隔内所有 OD 对即所有起点和目的地之间流量的总流量。2003 年 Zhang 等<sup>[24]</sup> 首次提出重力模型, 假定起始-目的地对之间的流量与从源节点到目的地节点的总流量成比例。主要缺点是该模型假设源和目标之间是独立的。为了解

决这个问题, 随后 Zhang 等分别在 2003 年<sup>[25]</sup> 以及 2005 年<sup>[26]</sup> 提出了广义重力模型, 通过将流量分成类并在每类中应用重力模型来扩展重力模型。2002 年 Medina 等<sup>[27]</sup> 提出离散选择模型 (Discrete Choice Model, DCM) 也是重力模型的一种变体, 它基于决策行为的选择模型, 其中入口节点根据用户行为和配置决定流量和流量目的地。2006 年 Erramill 等<sup>[28]</sup> 提出的独立连接模型 (Independent-Connection Model, ICM) 则侧重于流量发起者和流量响应者之间的连接; 它假设连接之间是独立的, 考虑前向流量比例, 节点上用户的活动水平以及节点作为连接对等体的偏好。DCM 和 ICM 都需要大量参数才能达到准确性。而 2010 年 Bharti 等<sup>[29]</sup> 提出的低秩模型提供了一个更简单但更一般的模型, 可以将其视为重力模型的加权和。

所有这些空间模型都只关注流量的空间分布, 由此产生的流量密度在给定的时间间隔内保持不变, 其大小通常根据测量要求预先确定, 并且通常在几分钟或更大。在这个时间粒度上, 人们无法准确地研究背景流量对前台应用产生的单个数据包的影响。故而这些空间流量模型对于特定应用的研究或协议的研究并没有很好的助力, 只能在拓扑结构上给出一些帮助, 其实际应用效果较差。原则上可以在一条链路上重复生成网络所有链路的后台流量, 直到重现网络范围的流量。不幸的是, 在大多数情况下这是不可行的, 因为所有链接的测量数据可能都不可用。即使假设能够捕捉和获取一整套链路上的流量, 考虑到大规模网络的庞大规模和复杂性, 管理如此大量的数据并通过链路再现业务链路将是非常耗时和困难的。故而空间流量模型模型是需要研究的, 时空流量模型更是需要在空间流量模型的基础上才能深入研究。

### 4 时空流量模型

时空流量模型共同考虑时间和空间结构, 同时刻画流量的两种特性, 更加适用于现如今的复杂网络场景。但是, 研究流量时空特性的模型同样稀少。

2002 年 Roughan 等<sup>[30]</sup> 为穿过骨干路由器的 OD 流提出了时间模型。流量强度用 4 个部分建模: 捕捉长时间内的整体流量行为, 捕捉流量中的任何周期性行为, 用随机波动成分模拟小波动流量和异常组件, 模拟异常流量的大变化。傅里叶分析可以通过用少量傅里叶系数表示循环信号来捕获 OD 流的周期性; 小波也用于捕捉短程和长程依赖; 主成分分析 (PCA) 则可用于通过使用少量“本征流”来描述 OD 流。所有这些方法都是数据驱动的方法, 并且严重依赖于测量, 导出的时间特征与空间分布无关。

2009 年 Zhang 等<sup>[31]</sup> 提出了一种方法, 通过低秩近似表示业务矩阵, 并使用秩模型来近似业务矩阵的空间和时间相关性。该模型的缺点是难以解释模型参数, 它们与网络方面或用户行为没有直接关系, 这也使得为模拟目的而调整模型变得困难。

2011 年 Sommers 等<sup>[32]</sup> 提出了一种有趣的网络流记录生成方法。该方法旨在产生代表性的良性流动以及异常流动的流量, 其实主要是对于异常检测。它建立在 Harpoon 流量发生器的基础上, 为流量分配源和目的地。Harpoon 从选择池中为 IP 地址分配权重, 权重可以通过从真实网络观察到的经验分布来确定。该方法根据它们涉及连接数按比例选择 IP 地址; 但是, 该方法不涉及 IP 地址的空间分布和 IP 地址之间的连接性, 例如, 该方法可能无法反映真实网络中热点的存



在。

2014年Li等<sup>[33]</sup>提出从一个真实的流量轨道上观察具有空间和时间特征的背景流量的方法。应用数据聚类技术来描述作为多维属性函数的终端主机的行为并将它们分为不同类别,然后映射到模拟路由器上,根据集群统计信息生成流量。实验证明此流量可以产生具有时间和空间特性的流量。

Li等<sup>[33]</sup>的目标是提供一个可以轻松应用于网络研究的时空背景流量生成器。预计流量发生器应该符合这些标准:1) 时空相关性。流量发生器应共同考虑空间和时间结构;也就是说,生成器不仅需要再现单个链路或路径上观察到的突发流量行为,而且需要合理地将流量放置在目标网络拓扑上,以便捕获覆盖整个网络的流量的空间分布。2) 现实。流量发生器应该基于真实的流量跟踪和流量矩阵(只要可用),以准确表示随时间变化而不断变化的全球互联网流量行为。3) 灵活性。流量发生器应该灵活,为了评估目标应用,发生器需要产生具有各种流量条件的流量,针对不同的测试场景以及任意网络拓扑结构。也就是说,流量发生器需要提供必要的“控制旋钮”(调整某些模型参数的能力),同时保持重要的空间和时间交通特性不变,以保持良好的现实水平。

为了导出时空背景流量模型,首先分析从真实网络观察到的流量行为(即使用流量跟踪),并采用聚类技术对流量进行分类,以便高效有效地发现潜在的流量模式。更具体地说,将流量描述为多维属性的函数,然后根据观察到的流量对终端主机的贡献应用聚类算法。与其他流量聚类方法不同,仔细选择定义聚类的功能以促进流量生成,然后将得到的流量类映射到给定的网络拓扑。这是通过首先随机确定给定网络的始发目的地(OD)业务矩阵,然后根据业务矩阵将属于业务类别的业务源和目的地覆盖到网络上来实现的。一旦映射,流量源和目的地就能够根据随机到达过程用流量填充网络。

Li等方法<sup>[33]</sup>的新颖性可以总结如下:使用聚类技术进行背景流量建模和仿真;通过使用多维属性对流量进行分类,能够使用集群级别的特征有效地发现和简洁地总结网络流量模式;通过明智地分发集群级流量来源和目的地,能够在整个网络中传播流量,同时保持基础空间结构;通过按照集群级别的统计进行流量建模,能够保持流经网络链路的流量的时间结构;通过提供在网络链路上扩展流量强度级别的机制,同时保持相同的空间和时间特征,能够在多样且实际的流量条件下测试应用。Li等<sup>[33]</sup>进行了实验来验证此基于群集的时空背景流量生成方法。结果表明,所产生的流量能够保持链路利用率和流量分布的空间结构,也保持了时间结构;生成的流量在统计上与原始流量跟踪相似。Li等<sup>[33]</sup>认为其所提出的方法不仅仅可以用于网络模拟,还期望这个时空背景流量生成方法可以应用于网络仿真以及实证研究,但是仅仅依靠单个数据包的追踪,流量场景相对不够充分。

## 5 总结与展望

通过对主流背景流量模型的分析,我们可以看到传统的泊松模型等随着网络流量结构的复杂化、网络应用的增多,已经不能很好地对流量模型起到刻画的作用,在自相似性提出后,像重尾分布的ON/OFF模型虽说能体现出流量的自相似性,但它独立同分布的限制,使其应用十分困难;像FRIMA虽然能够同时描述流量的长相关特征和短相关特征,但模型极其复杂且计算量大,想要实际应用也是困难重重;而应用流量

模型限于特定应用,应用场景狭窄,更加受限于网络的发展;框架模型虽说独立于特定应用,但是实践复杂,限制条件较多,应用十分困难;流模型虽然从建模对象的角度,降低了模型的建立成本,降低了网络模拟复杂程度,但是由于抽象为流体流动,其层次多样性会更加受限于空间链路。同时这些也都仅仅是面对流量的时间特性来建模,但是对于整个空间结构上的特征模拟并没有好的效果,而若是从空间结构上来看,DCM和ICM准确性依赖于大量参数,且并不能在时间粒度上有很好的表现,网络拓扑的复杂也导致空间结构上的模拟效果不良好,实际应用十分困难。近阶段的流量模型,就同时考量了模型的应用条件,也会同时考虑流量的时间和空间特性,在空间层次上拓展时间特性或者在时间层次上拓展空间特性;聚类的时空背景流量生成器则同时考虑了时间特性和空间特性,但实验场景不够贴近现实,且为了同时考虑时间和空间特征,会有较多的限制,甚至会对特征有些许的改变,这与真实的网络仍然有很大差距,应用起来仍然困难。

从流量模型的发展过程来看,流量模型发展基本遵循时间-空间-时空的发展历程,基本符合网络从简单到复杂结构的发展方式。时间模型处于网络早期或者应用于简单场景,不论是对流量的长相关或者短相关特性都可以很好地满足;空间模型则是随着网络的复杂、应用场景的扩增不得不考虑到流量在整个网络拓扑中的特征模拟;时间模型更多的是要在复杂网络环境下,能够不单单满足网络自相似性的特征,还能够的时间层面、空间层面都满足整个网络结构中流量的突发性、布局性。

到目前为止,背景流量模型研究已经取得了一定的研究成果,但是与真正的网络流量还是有着较大的差距。很多的背景流量模拟都只仅限于单一链路上的流量模拟,这对于整个网络拓扑的网络流量仿真并没有带来很好的帮助,而如果从空间角度模拟网络流量,其时间粒度较粗,虽然能够从整体布局上模拟网络流量,也很难找到网络流量的变化对研究内容的影响。对于时空流量模型,由于研究较少,且场景复杂,应用较难,限制较多,虽然目前出现了能够满足实验环境的模型,但真正应用到网路实际环境中还面临着严峻考验。

从背景流量模型的发展过程、趋势来看,希望能够通过新的背景流量特性去满足时空背景流量模型的需求,更好地刻画背景流量,随着网络结构的复杂,仿真模拟流量的要求自然越来越高,新的背景流量模型需要符合真实复杂的现实场景,贴近真正的网络流量。

## 6 结语

本文对于背景流量生成模型,总结了现阶段主流的背景流量的特性,对背景流量建模的意义和分类进行简单阐述,然后按照“时间-空间-时空”这个走向,介绍了相关的背景流量模型的发展。本文阐述了背景流量模型的历史发展情况,重点分析了其中具有代表性的模型,对于各种模型的优缺点也有所指出,最后不仅指出了背景流量模型现阶段可能存在的一些不足,还对于以后可能的发展方向有所思考。随着网络结构不断的发展,随着背景流量特性的发展和发掘,相应的背景流量模型也随其发展,然而这个发展过程不是一成不变的,也远不是终点。随着背景流量新特征发现、背景流量新的应用,新的背景流量模型必然会不断被研究者所发现。

## 参考文献:

- [1] VISHWANATH K V, VAHDAT A. Evaluating distributed systems: does background traffic matter?[C]// Proceedings of USENIX 2008 Annual Technical Conference. Berkeley: USENIX Association, 2008: 227–240.
- [2] 张宾, 杨家海, 吴建平. Internet 流量模型分析与评述[J]. 软件学报, 2011, 22(1): 115–131.
- [3] LELAND W E, WILLINGER W, TAQQU M S, et al. On the self-similar nature of Ethernet traffic [J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 1995, 25(1): 202–213.
- [4] 曾剑平, 张世永. 网络论坛的自相似性及其模型[J]. 计算机工程, 2009, 35(6): 63–65.
- [5] RIEDI R H, VEHEL J L. Multifractal properties of TCP traffic: a numerical study, RR-3129[R]. Le Chesnay Cedex, France: INRIA Rocquencourt, 1997.
- [6] SHAH-HEYDARI S, LE-NGOC T. MMPP modeling of aggregated ATM traffic[C]// Proceedings of the 1998 IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. Piscataway, NJ: IEEE, 1998, 1: 129–132.
- [7] RAJABI A, WONG J W. MMPP characterization of Web application traffic[C]// Proceedings of 2012 IEEE 20th International Conference on Modeling, Analysis and Simulation of Computer and Telecommunication Systems. Piscataway, NJ: IEEE, 2012: 107–114.
- [8] SHIM C, RYOO I, LEE J, et al. Modeling and call admission control algorithm of variable bit rate video in ATM networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1994, 12(2): 332–344.
- [9] KOHN R, ANSLEY C F. Estimation, prediction, and interpolation for ARIMA models with missing data[J]. Journal of the American Statistical Association, 1986, 81(395): 751–761.
- [10] PAXSON V, FLOYD S. Wide area traffic: the failure of Poisson modeling[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 1995, 3(3): 226–244.
- [11] GAO J, HU J, MIN G, et al. Analysis of the MAC protocol in low rate wireless personal area networks with bursty ON-OFF traffic[J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2013, 25(1): 85–93.
- [12] KRUNZ M M, MAKOWSKI A M. Modeling video traffic using M/G/ $\infty$  input processes: a compromise between Markovian and LRD models[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 16(5): 733–748.
- [13] LIU X, OH Y S, RYU S K, et al. Bandwidth configuration for fractional Brownian motion traffic[C]// Proceedings of the 7th International ICST Conference on Communications and Networking in China. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2012: 7–11.
- [14] DETHE C G, WAKDE D G. On the prediction of packet process in network traffic using FARIMA time-series model[J]. Journal of the Indian Institute of Science, 2013, 84(1/2): 31–39.
- [15] 丛锁, 韩良秀, 刘岩, 等. 基于离散小波变换的网络流量多重分形模型[J]. 通信学报, 2003, 24(5): 43–48.
- [16] BARFORD P, CROVELLA M. Generating representative Web workloads for network and server performance evaluation[C]// Proceedings of 1998 ACM SIGMETRICS International Conference on Measurement and Modeling of Computer Systems. New York: ACM, 1998: 151–160.
- [17] WALDMANN S, MILLER K, WOLISZ A. Traffic model for HTTP-based adaptive streaming [C]// Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Communications Workshops. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 683–688.
- [18] SOMMERS J, BARFORD P. Self-configuring network traffic generation[C]// Proceedings of the 4th ACM SIGCOMM Conference on Internet Measurement. New York: ACM, 2004: 68–81.
- [19] VISHWANATH K V, VAHDAT A. Realistic and responsive network traffic generation[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review—Proceedings of the 2006 Conference on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications, 2006, 36(4): 111–122.
- [20] WEIGLE M C, ADURTHI P, HERNÁNDEZ-CAMPOS F, et al. Tmix: a tool for generating realistic TCP application workloads in ns-2 [J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2006, 36(3): 65–76.
- [21] BARTLETT G, MIRKOVIC J. Expressing different traffic models using the LegoTG framework[C]// Proceedings of the 2015 IEEE 35th International Conference on Distributed Computing Systems Workshops. Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 56–63.
- [22] NICOL D M, YAN G. Discrete event fluid modeling of background TCP traffic[J]. ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation, 2004, 14(3): 211–250.
- [23] QIAN Y, GUAN X, JIANG M, et al. Modeling and generating realistic background traffic by hybrid approach[J]. China Communications, 2015, 12(10): 147–157.
- [24] ZHANG Y, ROUGHAN M, DUFFIELD N, et al. Fast accurate computation of large-scale IP traffic matrices from link loads[J]. ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review, 2003, 31(1): 206–217.
- [25] ZHANG Y, ROUGHAN M, LUND C, et al. An information-theoretic approach to traffic matrix estimation[C]// Proceedings of the 2003 Conference on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications. New York: ACM, 2003: 301–312.
- [26] ZHANG Y, ROUGHAN M, LUND C, et al. Estimating point-to-point and point-to-multipoint traffic matrices: an information-theoretic approach[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2005, 13(5): 947–960.
- [27] MEDINA A, TAFT N, SALAMATIAN K, et al. Traffic matrix estimation: existing techniques and new directions[C]// Proceedings of the 2002 Conference on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications. New York: ACM, 2002: 161–174.
- [28] ERRAMILL V, CROVELLA M, TAFT N. An independent-connection model for traffic matrices [C]// Proceedings of the 6th ACM SIGCOMM 2006 Conference on Internet Measurement. New York: ACM, 2006: 251–256.
- [29] BHARTI V, KANKAR P, SETIA L, et al. Inferring invisible traffic[C]// Proceedings of the 6th International Conference on Emerging Networking Experiments and Technologies (CoNEXT). New York: ACM, 2010: Article No. 22.
- [30] ROUGHAN M, GREENBERG A, KALMANEK C, et al. Experience in measuring internet backbone traffic variability: models metrics, measurements and meaning [C]// Proceedings of the 2nd ACM SIGCOMM Workshop on Internet Measurement. New York: ACM, 2002: 91–92.
- [31] ZHANG Y, ROUGHAN M, WILLINGER W, et al. Spatio-temporal compressive sensing and Internet traffic matrices[C]// Proceedings of the ACM SIGCOMM 2009 Conference on Data Communication. New York: ACM, 2009: 267–278.
- [32] SOMMERS J, BOWDEN R, ERIKSSON B, et al. Efficient network-wide flow record generation[C]// Proceedings of 2011 IEEE INFOCOM. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 2363–2371.
- [33] LI T, LIU J. Cluster-based spatiotemporal background traffic generation for network simulation[J]. ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation, 2014, 25(1): Article No. 4.