

УДК 519.872.8

Модификации моделей типа «входная M/G/∞» и «On-Off источники» для имитационного моделирования самоподобного телекоммуникационного трафика

А.В. Благов, А.Ю. Привалов

Аннотация

Статья посвящена вопросу моделирования телекоммуникационного трафика. Авторами предлагаются простые численные алгоритмы для определения параметров широко известных моделей трафика типа «входная M/G/∞» и «On-Off источники», которые позволяют моделировать трафик с заданными самоподобными свойствами и одновременно, с другими заданными статистическими характеристиками малых порядков.

Ключевые слова

Самоподобный трафик; моделирование трафика; входная M/G/∞; On-Off источники; распределение с тяжёлым хвостом.

1. Введение. Самоподобие трафика

Компьютеры и компьютерные сети являются неотъемлемыми компонентами современных технологий управления и производства. В результате возросших требований компьютерные технологии, развиваясь из концепции «компьютер – это сеть», получили инверсную, хотя и менее лаконичную формулировку «сеть – это распределённое вычислительное устройство для обработки и передачи пакетного трафика» [1].

До недавнего времени теоретическую базу для проектирования систем распределения информации обеспечивала теория телетрафика, но экспериментальные исследования и анализ многочисленных измерений информационных потоков на пакетном уровне

указывают на специфическую природу процессов в компьютерных сетях, не укладывающуюся в традиционные рамки известных классических моделей [2].

Было установлено, что сетевой трафик обладает свойством самоподобия, т.е. выглядит качественно одинаково в широком диапазоне масштабов времени, что является следствием наличия в нём долговременных зависимостей [3].

Проблема самоподобия телетрафика, является предметом исследований вот уже более полутора десятков лет, и пока еще не утратила своей актуальности. До сих пор нет единой общепризнанной модели самоподобного трафика. Некоторые из них не дают желаемых результатов, другие имеют очень высокую вычислительную сложность [4].

В данной статье рассматриваются две модели: «входная $M/G/\infty$ » и «On-Off источники», также являющиеся предметом изучения довольно длительное время [5]. От других известных моделей самоподобного трафика они отличаются во-первых, простотой реализации и невысокой вычислительной сложностью, а во-вторых, соответствием их строения “природе” реального сетевого трафика. В каждой из них трафик представлен как суммарный поток, складывающихся из индивидуальных потоков, полученных от множества источников. Одним из самых важных теоретических результатов, полученных для такого рода моделей, является то, что самоподобие такого трафика может быть достигнуто за счет соответствующего распределения «времени жизни» каждого из этих источников - распределение «времени жизни» у них является распределением «с тяжёлым хвостом». Такое распределение, в отличие от экспоненциального или гауссовского убывает по степенному (гиперболическому) закону, т.е.:

$$\Pr(Z > x) \rightarrow cx^{-a}, x \rightarrow \infty,$$

где Z – рассматриваемая случайная величина, $0 < a < 2$ – параметр формы, а c – некоторая нормировочная константа.

Целью статьи является представление простых численных алгоритмов для определения индивидуальных характеристик источников трафика, которые обеспечивают суммарному трафику не только заданное самоподобное поведение, но одновременно с ним такие статистические характеристики малых порядков, как одномерное распределение и корреляционную функцию.

2 Экспериментальные материалы и их подготовка

Для проведения экспериментов мы использовали трассы глобальных и локальных сетей, находящиеся в свободном доступе в сети Интернет [6]. Использовались трассы как глобальных сетей (представлены трассами часовой записи трафика между Digital Equipment

Corporation и остальным интернетом и трассами часовой записи трафика между Lawrence Berkeley Laboratory и остальным интернетом: dec-pkt-1.tcp, dec-pkt-2.tcp, dec-pkt-3.tcp, dec-pkt-4.tcp, lbl-pkt-4.tcp и lbl-pkt-5.tcp), так и трассы локальных сетей (представлены трассами часовой записи трафика из коллекции корпорации Bellcore, а именно трассы трафика в опорной магистрали корпоративной локальной сети Bellcore).

Так как в данной работе время в системе мы считаем дискретным, нам необходимо представить исходные данные как реализации случайных процессов с дискретным временем. Размер временного окна был равным 10 мс, исходя из того, что он должен быть заметно большим чем время передачи самого большого по величине пакета, но не слишком большим, чтобы сохранить детали. Значение процесса в некоторый дискретный момент времени - сумма размеров всех пакетов, прибывших в данном временном окне. Для практических целей, а также для упрощения вычислений мы масштабируем полученные значения процессов делением на некоторую константу и округлением вверх до целого. Можно сказать, что от рассмотрения количества информации в байтах мы переходим к представлению её в количестве некоторых одинаковых по размеру пакетов. Коэффициент масштабирования в данной работе равен 64. Одномерные распределения этих процессов оцениваются методом гистограмм, корреляционные функции – как эмпирические корреляционные функции, параметр Херста определяется с помощью метода конечных дисперсий.

Итак, ниже мы полагаем, что параметр Херста, одномерное распределение $Pr\{Y_i=k\}$, $k=0,1,\dots$ реального трафика Y_t , (а также начальная часть автокорреляционной функции, когда понадобится) уже найдены и играют роль заданных начальных условий. Наша задача – определить такие параметры исследуемых моделей, чтобы у полученного с помощью них искусственного трафика соответствующие характеристики были бы близки к заданным, то есть, к характеристикам реального трафика.

3 Модель «входная M/G/∞»

Как отмечалось ранее, модель «входная M/G/∞» достаточно проста в реализации для генерации искусственного трафика произвольной длины, при этом вычислительные затраты пропорциональны длине трассы, и модель имеет простое физическое обоснование самоподобных свойств трафика [2].

Как отмечалось выше, в данной статье мы работаем с дискретными вариантами моделей, то сеть связи рассматривается, как система с дискретным временем $t = 0, 1, 2, \dots$.

Промежуток времени $[t, t+1)$ называется временным окном t . По предположению модели новые источники возникают в системе в каждом временном окне, образуя пуассоновский поток с параметром λ , т.е., в частности

$$\Pr\{A_t = k\} = e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!}, \quad k \in Z_+, \quad (1)$$

где A_t - это число новых источников трафика, появившихся в системе во временном окне t .

В простейшем случае данной модели (чаще всего встречающемся в литературе) все источники имеют одинаковую скорость передачи данных, мы же будем предполагать, что скорость различных источников является случайной величиной, значение которой определяется в момент возникновения источника, и есть количество информации, производимой этим источником за одно временное окно. За счёт выбора соответствующего распределения этой случайной величины появляется возможность получить заданное одномерное распределение суммарного трафика.

Также, кроме информационной скорости, каждый источник имеет конечное время работы в системе, после истечения которого он исчезает из системы. «Время жизни» источников является случайной величиной τ , имеющей распределение с «тяжёлым хвостом»

$$\Pr\{\tau = k\} \xrightarrow[k \rightarrow \infty]{} \frac{C}{k^{2+\beta}}, \quad (2)$$

где C – некоторая константа, а $0 < \beta < 1$. Такое «время жизни» как раз и обеспечивает самоподобие (асимптотическое самоподобие второго порядка с параметром Херста $H=1-\beta/2$) трафика, являющегося суммой информационных потоков ото всех источников. По значению H мы можем получить необходимый параметр β . Также задавшись распределением τ , мы численно находим $E\tau$, которая необходима будет для дальнейших вычислений.

4 Численное определение распределения информационной скорости источников

Нетрудно видеть, что в данной модели количество присутствующих в системе источников является пуассоновской случайной величиной с параметром

$$\Lambda = \lambda E\tau.$$

Введём обозначение: $p_k = \exp(-\Lambda) \frac{\Lambda^k}{k!}$. Необходимо заметить, что в общем случае,

при отсутствии ограничений на вид распределения скорости источника возможны ситуации, когда источник присутствует в системе, но при этом имеет нулевую скорость, то есть молчит. Чтобы исключить такую бессмысленную с практической точки зрения ситуацию, (а также чтобы упростить решение) мы наложим *условие отсутствия фиктивных источников*, заключающееся в том, что вероятность нулевой скорости индивидуального источника равна нулю.

Учитывая это условие, можно записать: $\Pr\{Y_t = 0\} = p_0$, откуда

$$\Lambda = -\ln(\Pr\{Y_t = 0\}).$$

Принимая во внимание, что скорость источника принимает целые значения, минимальное из которых равно единице, имеем $\Pr\{Y_t = 1\} = p_1 \Pr\{S = 1\}$, тогда:

$$\Pr\{S = 1\} = \frac{\Pr\{Y_t = 1\}}{p_1}.$$

Продолжая подобные рассуждения далее, получаем:

$$\Pr\{Y_t = 2\} = p_1 \Pr\{S = 2\} + p_2 \Pr\{S_1 + S_2 = 2\},$$

где S_1 и S_2 независимые одинаково распределённые случайные переменные с минимальным значением 1. Из одинаковости и независимости S_1 и S_2 следует, что

$$\Pr\{S_1 + S_2 = 2\} = (\Pr\{S = 1\})^2.$$

Используя такой подход, последовательно получаем выражения для $\Pr\{S = 2\}$, $\Pr\{S = 3\}$, а затем и общее выражение для $\Pr\{S = k\}$:

$$\Pr\{S = 2\} = \frac{p_1 \Pr\{Y_t = 2\} - p_2 (\Pr\{S = 1\})^2}{p_1},$$

$$\Pr\{S = k\} = \frac{\Pr\{Y_t = k\} - \sum_{m=2}^k p_m \Pr\left\{\sum_{n=1}^m S_n = k\right\}}{p_1}, \quad (3)$$

где $\Pr\left\{\sum_{n=1}^m S_n = k\right\}$ может быть найдена, как m -кратная свёртка конечной последовательности $\Pr\{S = 1\}, \Pr\{S = 2\}, \dots, \Pr\{S = k - m\}$, которая уже вычислена к моменту начала k -той итерации.

Используя итеративный процесс (3), получаем численное распределение скорости

индивидуального источника. Из аспектов практической реализации данной процедуры, отметим следующее: если на очередной итерации получилось отрицательное значение $\Pr\{S = k\}$, считаем его нулём. А если на очередном шаге сумма вероятностей превысит единицу, у последней $\Pr\{S = k\}$ отбросим «лишнюю» часть, чтобы сделать сумму равной единице и закончим процесс.

Последний параметр, который нам надо найти – это интенсивность появления новых источников $\lambda = \frac{\Lambda}{E\tau}$.

5 Численные результаты для модели «входная M/G/∞»

Используя H и $\Pr\{Y_i=k\}$ реальной сетевой трассы в уравнениях (1)-(3) мы находим β , λ и распределение вероятностей скоростей источников $\Pr\{\zeta=k\}$. Все эти параметры используем в программе имитационного моделирования, в результате работы которой получим реализацию искусственного трафика. Для смоделированного трафика параметры Херста и одномерное распределение оценим теми же самыми методами, что и для реальных сетевых трасс. В качестве примера приведем результаты моделирования одной из трасс (табл. 1, рис. 1).

Таблица 1

Характеристики реального и смоделированного трафиков (DEC-РКТ-2.ТСР)

трафик	H	матем. ожидание	дисперсия
реальный	0,755	49,528	2384,076
смоделированный	0,771	46,592	2095,209

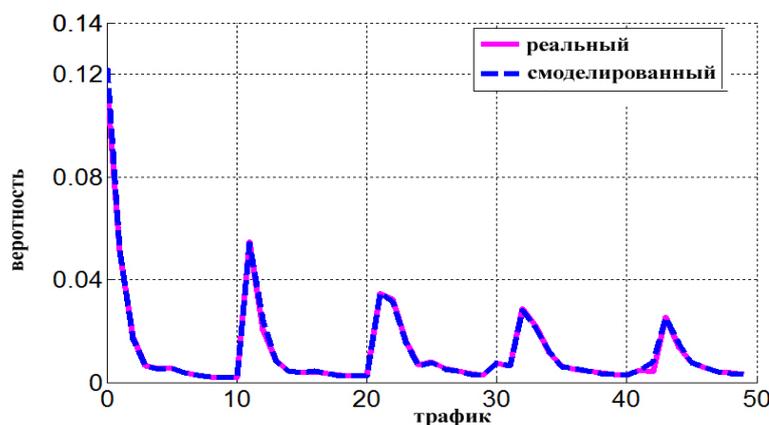


Рис. 1. Одномерное распределение трафиков трассы DEC-РКТ-2.ТСР

По приведенным результатам видно, что используемая нами модель «входная M/G/∞» позволяет получать трафик с заданным одномерным распределением и близкими к реальным моментами малых порядков. Но, к сожалению, как показывают те же эксперименты, автокорреляционные функции реального и смоделированного трафика имеют существенные отличия (рис. 2).

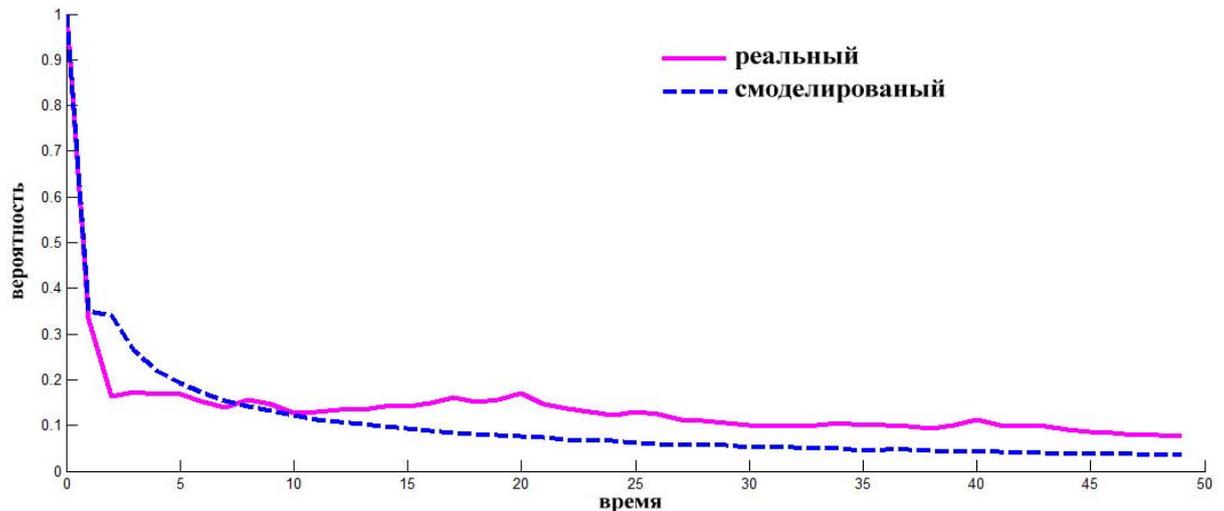


Рис. 2. Автокорреляционные функции трафиков трассы DEC-РКТ-2.ТСР

5 Аппроксимация нормализованной автокорреляционной функции

Вдобавок к параметру Херста и одномерному распределению, попробуем аппроксимировать автокорреляционную функцию с помощью некоторых изменений в модели «входная M/G/∞». Чтобы это сделать, используем вместо (2). распределение времени жизни источников следующего вида:

$$\Pr\{\tau = k\} = \begin{cases} y, & k = 1, \\ \frac{A}{(k+x)^\alpha}, & k = 2, 3, \dots \end{cases}$$

где x и y рассматриваем как параметры оптимизации.

Нормировочное соотношение при этом: $y + \sum_{k=2}^{\infty} \frac{A}{(k+x)^\alpha} = 1.$

Для нормализованной автокорреляционной функции модели «входная M/G/∞» (см. [7]):

$$r(k) = \frac{\sum_{i=k}^{\infty} \sum_{n=i+1}^{\infty} \Pr\{\tau = n\}}{y + \sum_{n=2}^{\infty} \{\tau = n\} + \sum_{i=1}^{\infty} \sum_{n=i+1}^{\infty} \Pr\{\tau = n\}}$$

После некоторых преобразований получим:

$$r(k) = \frac{(1-y) \sum_{i=k}^{\infty} \sum_{n=i+1}^{\infty} (n+x)^{-\alpha}}{\sum_{n=2}^{\infty} (n+x)^{-\alpha} + (1-y) \sum_{i=1}^{\infty} \sum_{n=i+1}^{\infty} (n+x)^{-\alpha}}$$

Используя обозначение κ_k для автокорреляционной функции реального сетевого трафика и проводя минимизацию $S(x, y) + \sum_{k=1}^N (r(k) - \kappa_k)^2$ по x и y , получим вид распределения вероятностей времени жизни.

В наших экспериментах мы осуществляли минимизацию при помощи математического пакета MatLab. В конечном итоге автокорреляционная функция смоделированного трафика получается гораздо более близкой к исходному, чем было ранее (смотрите рис. 3).

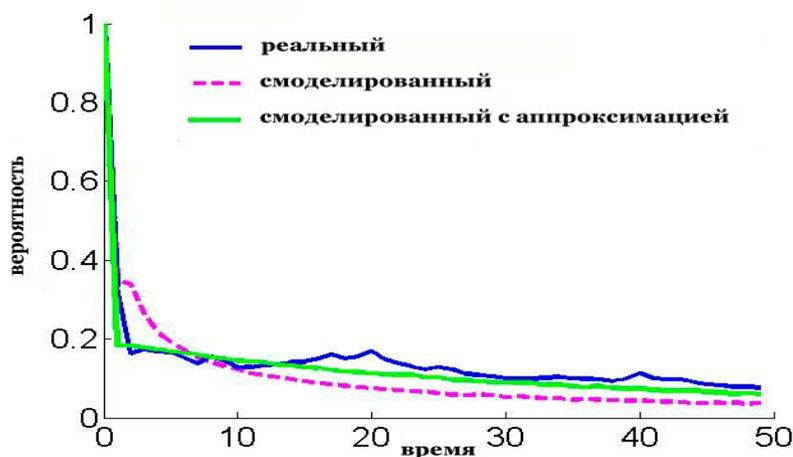


Рис. 3. Нормализованные автокорреляционные функции для DEC-PKT-2.TCP трассы

6 Модель «On-Off источники»

В отличие от предыдущей модели в модели «On-Off источники» источников конечное число (обозначим его M). Каждый из них имеет два состояния: состояние активности (On), в котором источником генерируются данные и состояние молчания (Off) - когда источник молчит [5]. Эти периоды попеременно сменяют друг друга. В каждом On периоде источник

генерирует информацию с определённой интенсивностью (скоростью), равной случайной величине S_j . Длительность On периодов всех источников является случайной величиной τ , имеющей распределение «с тяжёлым хвостом» (2). Коэффициент β в распределении также как и ранее однозначно связан с параметром Херста производимого моделью трафика. Длительность Off периодов всех источников является независимой случайной величиной ν , распределение которой не важно для самоподобного поведения (но важно для вида автокорреляционной функции). Авторами было выбрано геометрическое распределение (из-за соображений простоты): $\Pr\{\nu = k\} = p(1-p)^{k-1}$, $k = 1, 2, \dots$. Параметр p необходимо вычислить.

7 Вычисление распределения вероятностей для скорости источника в On-Off модели

Определим нужные нам параметры всех распределений. По главному свойству процессов восстановления, вероятность нахождения источника в активном состоянии:

$$P_{ON} = \frac{E\tau}{E\tau + E\nu} = \frac{E\tau}{E\tau + 1/p} = \frac{pE\tau}{pE\tau + 1}.$$

Вероятность нахождения источника в состоянии молчания:

$$P_{OFF} = \frac{E\nu}{E\tau + E\nu} = \frac{1}{pE\tau + 1}. \quad (4)$$

Математические ожидания распределений могут быть определены численно.

Пусть p_i – вероятность того, что в системе ровно i активных источников в некоторый момент времени t . Из независимости источников следует:

$$p_0 = (P_{OFF})^M, \quad p_i = \binom{M}{i} P_{ON}^i P_{OFF}^{M-i}, \quad i = 0, 1, \dots, M.$$

Условие отсутствие фиктивных источников $p_0 = \Pr\{Y_t = 0\}$, приводит в данном случае к выражению

$$P_{OFF} = \sqrt[M]{\Pr\{Y_t = 0\}}. \quad (5)$$

Из соотношений (4,5) легко можно получить параметр геометрического распределения:

$$p = \frac{1}{E\tau} \left(\frac{1}{\sqrt[M]{\Pr\{Y_t = 0\}}} - 1 \right).$$

Для нахождения распределения скоростей источника в каждом из ON периодов сделаем ту же самую процедуру, что и в случае с моделью «входная $M/G/\infty$ ». Только необходимо помнить, что число источников не может быть больше M . Поэтому соотношение (3) справедливо лишь для $k \leq M$. Для $k > M$ справедливо:

$$\Pr\{S = k\} = \frac{\Pr\{Y_t = k\} - \sum_{m=2}^M p_m \Pr\left\{\sum_{n=1}^m S_n = k\right\}}{p_1} \quad (6)$$

8 Численные результаты моделирования с помощью модели «On-Off источники»

Используя H и $\Pr\{Y_t = k\}$ локальных трасс в уравнениях (1), (2), (3), (6), для различных значений $N=2, \dots, 10$ мы находим β , p , последовательность вероятностей скоростей источников $\Pr\{\zeta = k\}$, и совершаем такие же эксперименты для M источников, как и в случае модели «входная $M/G/\infty$ ». Далее выбираем лучшее значение M , при котором одномерное распределение реального и смоделированного трафика наиболее близки. Для обеих локальных трасс наилучшее значение M равно 2.

В качестве примера приведём результаты работы обеих моделей над одной из трасс локальных сетей (рис. 4, табл. 2).

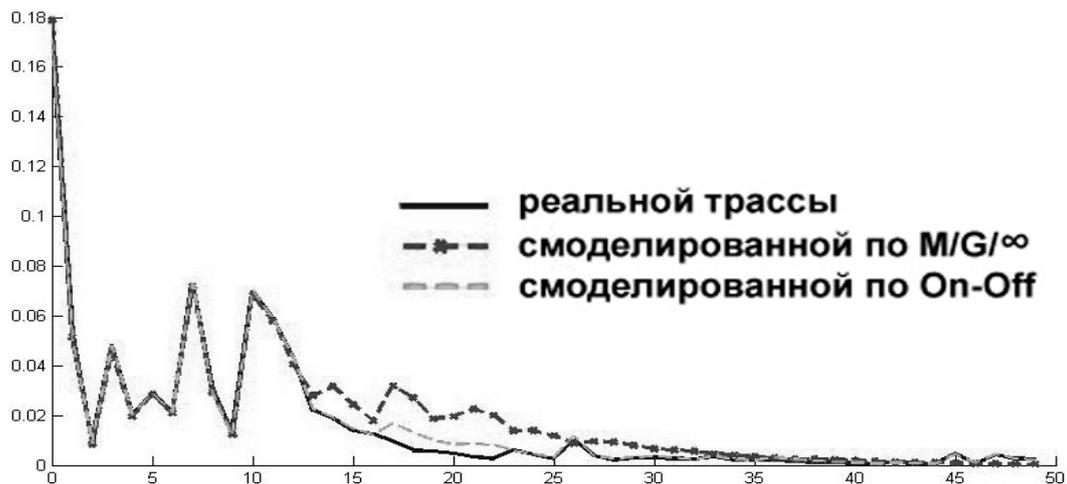


Рис. 4. Одномерное распределение трафиков трассы ВС-рAug.TL

Таблица 2

Характеристики реального и смоделированных трафиков трассы ВС-рAug.TL

Трафик	N	мат. ожидание	дисперсия
--------	-----	---------------	-----------

Реальный	0,786	28,786	2158,722
смоделированный по M/G/∞	0,792	11,069	96,212
смоделированный по On-Off	0,781	23,055	1315,212

Приведённые выше результаты показывают, что модель «входная M/G/∞» работает лучше для глобальных нежели для локальных трасс.

9 Приближение моментов

Сравнивая результаты моделирования для локальных сетей с характеристиками их реального трафика, можно заметить, что несмотря на то, что на многих участках одномерное распределение вероятностей искусственного трафика близко к одномерному распределению вероятностей реального, моменты, особенно второй, имитируются не слишком точно (см. табл. 2). Попробуем несколько изменить алгоритм с целью лучшего приближения именно моментов распределения трафика.

Для оценки расхождений между реальным и моделируемым трафиком введем следующие величины:

- относительное математическое ожидание – абсолютное значение отношения разницы математических ожиданий к математическому ожиданию реального трафика:

$$\Delta M = \frac{|M_r - M_s|}{M_r}, \quad (7)$$

где M_r - математическое ожидание реального трафика, а M_s - смоделированного.

- относительная дисперсия – абсолютное значение отношения разницы дисперсий к дисперсии реального трафика (8),

$$\Delta D = \frac{|D_r - D_s|}{D_r}, \quad (8)$$

где D_r - дисперсия реального трафика, а D_s - смоделированного

- величина равная сумме квадратов отношений разницы значений одномерных распределений к значениям одномерного распределения реального трафика (9).

$$\Delta Y_t = \sum_{t=0}^{Y_{\max}} \left(\frac{Y_{rt} - Y_{st}}{Y_{rt}} \right)^2, \quad (9)$$

где Y_r - одномерное распределение реального трафика, Y_s - смоделированного, а Y_{\max} - максимальное значение трафика.

Оценивая с помощью них получаемые результаты, мы можем поэкспериментировать с моделированием с целью улучшения некоторых характеристик (моменты и одномерное распределение) смоделированного трафика.

Гипотеза о причинах плохого приближения моментов трафика, которую мы собираемся проверить, состоит в следующем: предложенный алгоритм вычисления распределения вероятностей скорости источника действует начиная с самых малых значений трафика. Это приводит к тому, что начальная часть распределения приближается более точно, чем вероятности больших значений (см. результаты выше) Для удобства назовём данный метод восходящим. В то же время при вычислении моментов большую роль играют именно большие значения.

Рассмотрим для начала алгоритм, который начинает вычисление распределения с больших значений величины трафика, а не с маленьких.

Пусть Y_{\max} - максимальное значение трафика в пакетах. Очевидно, что оно достигается в том случае, когда все источники находятся в ON состоянии, имея при этом максимальную возможную скорость S_{\max} . Считая все источники однородными, получим:

$$\Pr\{Y_{\max}\} = P_{ON}^M \Pr^M\{S = S_{\max}\},$$

где M – количество источников в системе.

К примеру, в системе с двумя источниками ($M=2$), имеем:

$$\Pr\{Y = Y_{\max} - 1\} = P_{ON}^2 \Pr\{S_1 = S_{\max}\} \Pr\{S_2 = S_{\max} - 1\} + P_{ON}^2 \Pr\{S_1 = S_{\max} - 1\} \Pr\{S_2 = S_{\max}\},$$

$$\Pr\{S = S_{\max} - 1\} = \frac{\Pr\{Y = Y_{\max} - 1\}}{2P_{ON}^2 \Pr\{S = S_{\max}\}}.$$

Продолжая таким же образом и обобщив формулу для M источников, получим:

$$\Pr\{S = S_{\max} - k\} = \frac{\Pr\{Y = S_{\max} - k\} - P_{ON}^N \Pr\left\{\sum_{n=2}^N S_n = Y_{\max} - k\right\}}{NP_{ON}^N \Pr\{S = S_{\max}\}}.$$

Опыты с данным алгоритмом (назовем его для удобства нисходящим), к сожалению, обнаружили, что его точность имитации моментов ещё ниже.

Попробуем совместить восходящий и нисходящий подходы. Изначально ведем вычисления восходящим способом, а последние k значений – нисходящим, “склеивая” полученные кусочки распределения путем нормировки. Результаты, полученные при использовании такого способа для одной из трасс, приведены в табл. 3 для разных значений k . Для других трасс результаты похожие.

Таблица 3

Расхождения моментов и распределений при разных способах моделирования для трассы BC-pAug.TL

k	0	10	20	30
ΔM	0.193	0.093	0.004	0.146
ΔD	0.405	0.245	0.111	0.0814
ΔY_t	103.392	392.894	652.053	1282.713

Из них видно, что во-первых, наилучшее приближение первого и второго моментов происходят при разных k (а если рассматривать разные трассы, то эти k для всех трасс разные), а во-вторых, точность приближения самого распределения выше при использовании чисто восходящего алгоритма. Приходится констатировать, что данный способ может улучшить приближение какого-либо момента, но за счёт ухудшения приближения других характеристик.

Выводы

Приведенные выше результаты показывают, что модель «входная M/G/∞» работает лучше (осуществляет наиболее близкую имитацию реальных характеристик) для глобальных трасс, а для локальных работает заметно хуже. Вопрос о причинах этого остаётся открытым, мы можем высказать, например, следующую гипотезу: локальная сеть обычно состоит из нескольких больших сегментов, соединенных с основной сетевой магистралью мостами. Для основной магистрали источниками трафика является именно небольшое количество мостов. Поэтому модель «On-Off источники» с малым количеством больших источников более применима к этой ситуации (и даёт, как мы видели, заметно лучшие результаты, хотя и не такие точные, как хотелось бы), чем модель «входная M/G/∞», предполагающая большое количество маленьких источников.

Проблемой данного способа использования рассмотренных моделей является низкая точность имитации моментов реального трафика. Гипотеза для дальнейших исследований состоит в том, что более точное приближение автокорреляционной функции, которое может быть сделано за счёт правильного выбора распределения времени жизни одиночного

источника, поможет повысить точность имитации и этих характеристик трафика, не теряя при этом достигнутой точности относительно одномерного распределения и параметра Херста.

Библиографический список

1. Громов, Ю.Ю. Фрактальный анализ и процессы в компьютерных сетях/ Ю.Ю Громов, Н.А. Земской, О.Г. Иванова, А.В. Лагутин - Тамбов: Изд-во технич. ун-та, 2007. - 65с.
2. Петров, В.В. Структура телетрафика и алгоритм обеспечения качества обслуживания при влиянии эффекта самоподобия. - М.: Изд-во энергетического ин-та, 2004. - 197с.
3. Шелухин О.И. Фрактальные процессы в телекоммуникациях./ О.И. Шелухин, А.М. Тенякшев, А.В. Осин. - М.: Радиотехника, 2003.- 480 с.
4. Melamed, B. An overview of TES process and modeling methodology. In L.Donatiello and R.Nelson, editors, «Models and techniques for Performance Evaluation of Computer and Communications Systems». – Springer Verlag, New-York, 1993. -Pp.359-393.
5. Willinger, W. A bibliographical guide to self-similar traffic and performance modeling for modern high-speed networks/ W. Willinger, M.S.Taqqu, A. Erramilli. – Clarendon press, Oxford, 1996. Pp 339-366.
6. Internet Traffic Archive. DOI= <http://ita.ee.lbl.gov>.
7. Park, K. Self-similar Network Traffic and Performance Evaluation./ K. Park and W. Willinger Ed. Wiley. New-York, 2000.

Сведения об авторах

Благов Александр Владимирович, аспирант Самарского государственного аэрокосмического университета имени академика С.П.Королева;

+7(846)335-18-37,

e-mail: alex_ssauprof@mail.ru.

Привалов Александр Юрьевич, профессор д.т.н. Самарского государственного аэрокосмического университета имени академика С.П.Королева

+7(846)335-19-20,

e-mail: privalov@smr.ru.