

**МОДЕЛИРОВАНИЕ СЕТЕВОГО ТРАФИКА
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КОНТЕКСТНЫХ МЕТОДОВ**

NETWORK TRAFFIC MODELING USING CONTEXT METHODS

Аннотация. Рассмотрена задача моделирования нагрузки в сетях передачи данных с коммутацией пакетов. Приведен краткий обзор используемых в настоящее время методов моделирования трафика в пакетных сетях. Предложено применение контекстных методов для построения универсальной модели трафика сетевых приложений, реализованной в виде динамической марковской модели.

Summary. Considered the problem of traffic modeling in packet networks. Brief overview of traffic modeling methods is depicted. Context methods usage is proposed for constructing the universal model of network applications traffic. The Dynamic Markov Modeling method was chosen for a context approach implementation.

В последнее время в сетях передачи данных (СПД) с коммутацией пакетов проявляется тенденция к увеличению объема передаваемого трафика, что приводит к необходимости тщательного планирования сетевых ресурсов при построении и эксплуатации СПД. Решение подобных задач невозможно без построения моделей [1], позволяющих с минимальными затратами проводить оценку эффективности функционирования исследуемой сети.

Современные СПД представляют собой сложный комплекс элементов, взаимодействующих между собой на разных логических уровнях. В общем случае модель СПД должна включать в себя совокупность их моделей, функционирующих в общей сетевой среде. Модели отдельных элементов сети создаются на основании анализа алгоритмов их работы, а так же результатов тестовых испытаний реальных устройств, каналов связи и прочих элементов сетевой инфраструктуры.

При комплексном подходе к моделированию СПД вычисления целевых характеристик производятся на основании исходных данных о сетевой нагрузке (трафике), создаваемой всеми потребителями сетевого ресурса. Поэтому важность адекватного моделирования сетевого трафика сложно переоценить, так как информация, полученная в результате, используется затем в качестве исходных данных для расчетных алгоритмов, используемых в общей сетевой модели.

Таким образом, задача создания совершенных универсальных моделей трафика сетевых приложений является одной из ключевых задач в рамках развития моделирования СПД.

Методы моделирования сетевого трафика, концептуально можно разделить на два класса – *аналитические* и *имитационные*. Аналитическое моделирование подразумевает формальное описание моделируемых объектов и процессов в виде совокупности математических уравнений и выражений. Данные модели удобны для проведения теоретических исследований и формальных манипуляций, однако, в большинстве случаев построение адекватной аналитической модели для многих видов сетевого трафика является практически невыполнимой задачей.

В том случае, если моделирование ставит перед собой задачу вычисления (оценку) рабочих характеристик (параметров) моделируемой системы, наиболее предпочтительным является использование имитационных моделей. Имитационные модели представляют собой набор алгоритмов (обычно реализуемых с помощью программного обеспечения), которые шаг за шагом воспроизводят события, происходящие в реальной системе. Суть имитационного моделирования трафика заключается в создании алгоритма (метода), который позволил бы генерировать последовательности величин схожие с последовательностями значений интенсивности трафика, наблюдаемыми в исследуемой СПД.

1. Методы моделирования сетевого трафика.¹ На сегодняшний день можно выделить четыре класса моделей, применяемых для моделирования сетевого трафика:

- использующие классические модели потоков, применяемые в теории массового обслуживания;
- основанные на так называемых модулированных случайных процессах;

¹ В дальнейшем под моделью сетевого трафика будем понимать либо совокупность аналитических выражений, либо алгоритм, описывающие его статистические характеристики и позволяющие генерировать последовательности величин статистически подобные последовательностям значений интенсивности нагрузки в исследуемой СПД.

- учитывающие статистическое самоподобие некоторых видов трафика (фрактальные модели);
- строящие имитационные последовательности по образцу трафика [2].

Наиболее перспективными на сегодняшний день считаются модели на основе обобщенных модулированных случайных процессов (Generally Modulated Process – GMP) [3] и фрактальные модели на основе хаотических отображений (Chaotic Map – СМАР) [4,5,6].

Модели на основе обобщенных модулированных случайных процессов. В основе GMP лежит идея управления (модуляции) законом распределения при помощи вспомогательного стохастического процесса. При этом источник может находиться в одном из множества состояний, задающих параметры случайного процесса генерации нагрузки. Переход между состояниями обуславливается дополнительным модулирующим случайным процессом.

Частным случаем класса GMP являются обобщенные процессы с детерминированной модуляцией (Generally Modulated Deterministic Process – GMDP) и процессы с марковской модуляцией (Markov Modulated Process – MMP).

В GMDP моделях источник трафика может быть в одном из N состояний. Система остается в i -м состоянии в течении интервала времени t_i , при этом источник генерирует нагрузку с интенсивностью λ_i . Величины t_i распределены по геометрическому закону.

В MMP моделях управляющий процесс является марковским процессом $M = \{M(t)\}_{t=0}^{\infty}$ с непрерывным временем и дискретным множеством состояний $\{0,1\dots m\}$. В этом случае для MMP, текущий закон распределения поступления пакетов полностью определяется текущим состоянием k процесса M .

Также находят применение модели (Markov Modulated Poisson Process – MMPP), представляющие собой разновидность процессов с марковской модуляцией, в которых источник генерирует пуассоновскую нагрузку с интенсивностью λ_k , когда вспомогательный процесс M находится в состоянии k . Важной разновидностью MMPP является MMPP-2. В MMPP-2 имеется всего 2 состояния – одному из которых соответствует нулевая интенсивность источника. Т.е. в зависимости от состояния вспомогательного процесса M источник либо генерирует пуассоновский поток, либо бездействует (рис. 1).

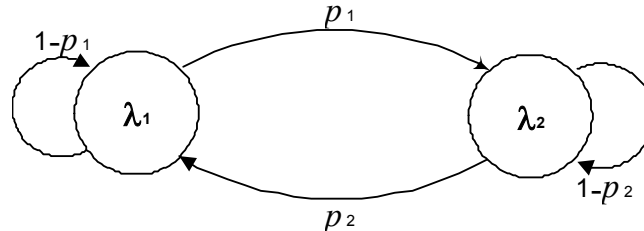


Рисунок 1 – Модель MMPP-2, где:

p_1, p_2 – вероятности перехода; λ_1 и λ_2 интенсивности пуассоновского потока, создаваемого источником, находящимся в соответствующем состоянии. Допускается нулевое значение одной из интенсивностей

Последние исследования сетей с коммутацией пакетов говорят о статистическом самоподобии² некоторых видов трафика и наличии эффекта долгосрочной зависимости (Long Range Dependency – LRD) [7].

Самоподобный трафик обладает следующими статистическими свойствами, важными с точки зрения моделирования:

- распределения временных промежутков поступления пакетов медленно убывают и имеют т.н. «тяжелые хвосты»;
- распределения временных промежутков поступления пакетов обладают бесконечными моментами (начиная с некоторого порядка);
- медленной скоростью ($\sim n^{-1}$) убывания дисперсии вычисленной на основе образца трафика при увеличении длины образца.

Следует отметить, что в условиях самоподобного трафика классические методы расчета параметров компьютерной сети (пропускной способности каналов, емкости буферов и пр.),

² Впервые явление самоподобия телетрафика открыла в 1993 году группа ученых W.Leland, M.Taqqu, W.Willinger и D.Wilson, которые исследовали Ethernet-трафик и обнаружили, что на больших временных масштабах он обладает свойством самоподобия, т.е. выглядит качественно одинаково при любых достаточно больших масштабах временной оси.

основанные на пуассоновских потоках, зачастую дают неоправданно оптимистические решения и приводят к недооценке нагрузки.

Фрактальные модели. Наиболее распространенными моделями, предназначенными для имитации фрактального трафика, являются:

- хаотические отображения;
- фрактальное броуновское движение (ФБД) (Fractional Brown Motion – FBM) [3,8];
- фрактальный гауссовский шум (ФГШ) (Fractional Gaussian Noise – FGN) [3,8];

ФГШ – стационарный в широком смысле стохастический процесс $X = \{X(t)\}_{t=1}^{\infty}$ со средним значением μ_x , дисперсией σ_x^2 и автокорреляционной функцией $\rho_x(k) = \frac{1}{2}(|k+1|^{2H} - 2|k|^{2H} + |k-1|^{2H})$, $k \geq 1$.

ФГШ является процессом, самоподобным в узком смысле (с параметром самоподобия H). ФГШ с нулевым средним используется в качестве процесса приращений в ФБД.

ФБД – гауссовский процесс с нулевым средним и непрерывным временем $B_H = \{B_H(t)\}_{t=0}^{\infty}$ с параметром самоподобия H и автокорреляционной функцией $\rho_x(s,t) = \frac{1}{2}(|s|^{2H} + 2|t|^{2H} - |t-s|^{2H})$.

ФГШ и ФБД успешно использовались в гидрологических исследованиях, откуда их применение было перенесено в область моделирования трафика. Сложности их использования в данной области обусловлены определением наилучших для приближения к характеристикам исходного трафика значений параметров μ_x, σ_x^2 и H .

Наиболее распространенными и концептуально простыми моделями, позволяющими генерировать самоподобный трафик, являются модели, построенные на так называемых хаотических отображениях (СМАРPs). Эти модели используют меньшее число параметров, чем ФГШ и ФБД, и их выбор имеет более наглядную трактовку. Впервые использование хаотических отображений в качестве моделей трафика было предложено Еграмилли в 1990 году [6].

Одномерное отображение $x_{n+1} = \begin{cases} f_1(x_n), & 0 < x_n \leq d \\ f_2(x_n), & d < x_n < 1 \end{cases}$, где d – параметр отображения

называется хаотическим, если функции f_1 и f_2 удовлетворяют условию чувствительности к начальным условиям (Sensitive dependence on Initial Conditions - SIC), т.е. расстояние между траекториями через N последовательных итераций можно записать в форме $|f^N(x_0 + \delta) - f^N(x_0)| = \delta \cdot e^{\lambda N(x_0)}$, где $\lambda(x_0) > 0$, для большинства значений x_0 .

При моделировании трафика хаотические отображения часто используются в так называемых ON-OFF моделях в качестве генераторов переходов между состояниями активности и пассивности источника.

Одним из наиболее используемых отображений является последовательность «перемежаемость» (рис. 2) [6]:

$$x_{n+1} = \begin{cases} \varepsilon + x_n + cx_n^m, & 0 < x_n \leq d, \\ \frac{x_n - d}{1 - d}, & d < x_n < 1, \end{cases},$$

где $c = \frac{1 - \varepsilon - d}{d^m}$.

Варьируя параметр ε можно изменять продолжительность нахождения модели в первом состоянии, при помощи параметров d и m можно управлять средним значением интенсивности трафика.

Примерами хаотических отображений, применяемых на практике, являются так же последовательности Бернулли и Лебовича [5, 9].

Общим недостатком, используемых в настоящее время моделей сетевого трафика, является их специфичность (т.е. направленность на какую-либо конкретную разновидность трафика) и отсутствие универсальности. Кроме того, применение их на практике приводит к большому объему исследовательской работы, требуемой для адаптации модели к параметрам сетевой конфигурации, влияющим на статистические характеристики трафика. Все это значительно усложняет построение универсальной модели, из-за большого разнообразия, как самих источников, так и сетевых конфигураций, оказывающих влияние на их работу.

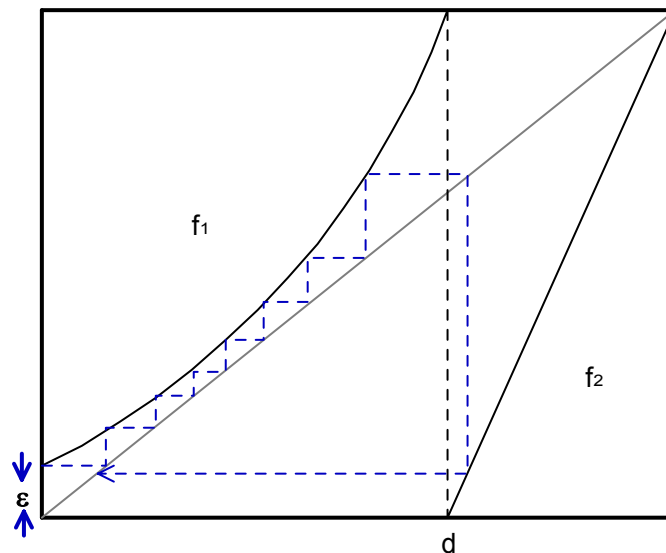


Рисунок 2 – Иллюстрация механизма генерации последовательности «перемежаемость»

Целью работы является поиск новых подходов к вопросу моделирования нагрузки в СПД, которые позволили бы упростить построение универсальных моделей.

В результате мониторинга³ сетевого трафика было установлено, что последовательности величин интенсивности сетевой нагрузки, создаваемой многими сетевыми приложениями, обладают выраженными контекстными зависимостями (т.е. статистическими зависимостями между своими контекстами и вероятностями следующих за ними реализаций). Это обуславливает возможность эффективного применения контекстных методов для моделирования их основных характеристик. Методы контекстного моделирования (КМ) уже нашли применение как методы предсказания поведения источников информации с памятью, в особенности в таких областях как сжатие данных и распознавание образов.

Методы КМ могут быть положены в основу универсальной имитационной модели (УИМ) сетевого трафика, способной адаптироваться к сетевой нагрузке с разнообразными статистическими характеристиками. Такая УИМ, одинаково применима как для моделирования суммарного сетевого трафика (трафика агрегированных потоков), так и для моделирования трафика отдельных сетевых приложений и сервисов.

Суть методов контекстного моделирования заключается в прогнозировании поведения моделируемого источника информации в будущем, на основании статистической информации о поведении источника в прошлом, в контекстах различных порядков, совпадающих с текущими контекстами. При этом прогноз обычно представляет распределение вероятностей будущих возможных значений в реализации моделируемого источника. Имея в качестве прогноза такой набор вероятностей, с помощью генератора псевдослучайных чисел, возможна генерация последовательности, имитирующей поведение моделируемого источника.

Действительно, сетевой трафик состоит из потока отдельных дискретных информационных элементов (пакеты, кадры, ячейки). Математически, он может быть описан несколькими способами, а именно при помощи:

- точечного процесса, состоящего из последовательности величин $T_0, T_1, \dots, T_n, \dots$, ($T_0 = 0$), которые являются моментами прибытия информационных элементов;
- неотрицательного целочисленного процесса с непрерывным временем (считающий процесс) $N = \{N(t)\}_{t=0}^{\infty}$, где $N = \max\{n : T_n \leq t\}$ – количество появлений пакетов в интервале $(0, t]$;
- неотрицательного целочисленного процесса, состоящего из последовательности величин значений суммарной нагрузки, вычисленной за равные непересекающиеся интервалы времени;
- неотрицательного процесса, состоящего из последовательности интервалов между появлениями пакетов.

Выбор представления зависит от области применения модели и применяемого метода. Используемый для построения УИМ контекстный подход обуславливает представление трафика в виде

³ Исследования проводились на сегменте корпоративной сети ОНАТ. При помощи программных анализаторов протоколов осуществлялся учет трафика между узлами, на которых выполнялся ряд тестовых задач: веб-серфинг, передача файлов по протоколам FTP и NetBios, передача голоса по RTP/UDP/IP и т.д.

последовательности величин значений суммарной нагрузки (за равные непересекающиеся интервалы времени), образующей последовательность “символов”, пригодную для контекстного анализа.

Рассмотрим дискретный источник сообщений с памятью, генерирующий сообщения в дискретном времени. Сообщения источника кодируются символами некоторого алфавита U . В случае моделирования трафика приложений, символами будут являться измеренные значения (возможно предварительно квантованные) интенсивности нагрузки, создаваемой приложением. Рассмотрим последовательность символов $S = \{a_0, a_1, \dots, a_{t-1} a_t\}$ (значений интенсивности нагрузки), созданную этим источником (приложением, создающим сетевой трафик) за временной промежуток $[0, t]$, где через t обозначим текущий момент времени.

Текущим контекстом порядка i будем называть последовательность длины i , являющуюся суффиксом рассматриваемой последовательности, включая текущий символ. Например, текущий контекст первого порядка для S будет состоять из символа a_t , а текущий контекст третьего порядка для данного случая будет представлен строкой $\{a_{t-2} a_{t-1} a_t\}$.

В рамках контекстного подхода в качестве метода построения универсальной контекстной имитационной модели выбран метод динамического марковского моделирования (ДММ) (Dynamic Markov Modeling - DMM) [10,11], предварительно адаптированный под новую предметную область, с учетом особенностей моделирования трафика в пакетных СПД, поскольку ДММ в сравнении с остальными КМ наиболее удобен для последующей генерации имитационной последовательности.

Концепция модели ДММ. В основе метода динамического марковского моделирования лежит так называемый ДММ-автомат. Для адаптации динамической марковской модели (ДМ-модели) к определенной разновидности трафика модель предварительно “обучается” на эталонном образце, полученном с помощью мониторинга СПД. В процессе обучения на исходной последовательности ДММ создает последовательность конечных автоматов (КА) $M = \{M_0, M_1, \dots, M_m\}$, каждый КА представлен совокупностью $M_k = (S_k, A, \mu_k, s_0)$ ($0 \leq k \leq m$), где s_0 – начальное состояние; S_k – конечный набор состояний, рекурсивно определяемый как

$$S_k = \begin{cases} \{s_0\}, k = 0, \\ S_{k-1} \cup \{s_k\}, k > 0, \end{cases}$$

A – входной конечный алфавит; μ_k – функция перехода (ФП) $\mu_k : S_k \times A \rightarrow S_k$, которая ставит в соответствие паре (текущее состояние и поступивший на вход модели символ) следующее состояние, в которое перейдет модель. Действие ФП обобщается также на случай поступившей последовательности символов: $\mu_k : S_k \times A^* \rightarrow S_k$ (где A^* множество цепочек составленных из символов алфавита A).

В случае моделирования сетевого трафика, символами входного алфавита A будут являться измеренные значения интенсивности нагрузки. Для каждого символа входной последовательности ДММ проверяет критерий $\varepsilon : M \times A^* \rightarrow \{1, 0\}$ расширения модели новым состоянием. Классическая схема ДММ предусматривает, что модель изначально состоит из одного состояния s_0 , а затем в процессе обработки входной последовательности ω модель формируется за счет добавления новых состояний. В таком случае $\mu_0(s_0, a) = s_0$, для $\forall a \in A$.

Пусть a текущий символ входного потока, ωa текущий символ плюс множество всех обработанных символов входного потока ω . Расширение модели содержащей k состояний за счет добавления нового состояния S_{k+1} происходит в результате процесса, называемого клонированием. Клонирование состояния S_k происходит, если выполняется критерий $\varepsilon : M_k \times \omega \cdot a \rightarrow 1$. Пусть $s_p = \mu_k(s_0, \omega)$ состояние непосредственно предшествовавшее клонируемому и $s_t = \mu_k(s_p, a)$ клонируемое состояние. Тогда новое состояние S_{k+1} конструируется согласно следующих правил:

- функция перехода, используемая в предыдущем состоянии для символа, вызвавшего клонирование, записывается как $\mu_{k+1}(s_p, a) = s_{k+1}$;
- функции переходов, используемые в предыдущем состоянии для всех остальных символов, модифицируются следующим образом – $\mu_{k+1}(s_p, b) = \mu_k(s_p, b), \forall b \in A - \{a\}$;
- функции переходов для состояний, не затронутых клонированием, не изменяются – $\mu_{k+1}(s_i, b) = \mu_k(s_i, b), \forall b \in A, \forall i \leq k, i \neq p$;
- в новое состояние копируются все функции переходов клонируемого состояния – $\mu_{k+1}(s_{k+1}, b) = \mu_{k+1}(s_t, b), \forall b \in A$.

Адаптація ДММ. Рассмотрим работу механизма ДММ в применении к моделированию сетевой нагрузки.

При моделировании сетевого трафика возникает проблема большого алфавита, символы которого изначально не известны. Одним из решений проблемы (наряду с методом обобщенного марковского моделирования) является добавление предварительного прохода по входной последовательности, в результате которого строится начальная модель, состоящая из группы состояний соответствующих каждому зарегистрированному символу входного потока (т.е. зарегистрированному уровню интенсивности нагрузки).

В процессе последующего (второго) прохода, построенная имитационная ДМ-модель последовательно обрабатывает все символы обучающей последовательности, созданной источником нагрузки.

На каждом шаге работы имитационная ДМ-модель представлена автоматом с конечным набором состояний, соответствующих контекстам обучающей последовательности. Для каждого состояния задан набор вероятностей появления символов входного потока на текущем шаге. Эти вероятности являются также вероятностями перехода в другие состояния. Вычисление вероятностей переходов реализовано при помощи частотных счетчиков переходов C_i , реализующих учет количества переходов в соответствующие состояния: $P_{\text{пер } A \rightarrow B} = C_{\text{пер } A \rightarrow B} / \sum_{\text{по всем } i} C_i$.

Работа имитационной модели начинается при равных значениях счетчиков переходов во всех состояниях начальной диаграммы, причем $C_i \geq 1, \forall i$.

При получении некоторого символа входного потока происходит переход модели в следующее состояние, соответствующее пришедшему символу и модификация частотных счетчиков, соответствующих состоянию, из которого произошел переход: $C_{\text{пер } A \rightarrow B} = C_{\text{пер } A \rightarrow B} + 1$.

Для определения необходимости клонирования состояния в построенной модели в качестве критерия используется сравнение количества переходов из текущего состояния в клонируемое и количества переходов в клонируемое из всех остальных состояний с наперед заданными константами c_1 и c_2 , являющимися параметрами модели⁴. Если указанные количества переходов превышают эти пороговые константы, то производится клонирование состояния, в которое осуществляется переход.

При этом счетчики частот символов делятся между двумя состояниями – клонируемым и новым, пропорционально отношению количества переходов:

- 1) из предыдущего состояния в клонируемое;
- 2) из всех остальных состояний в клонируемое.

Алгоритм динамического построения диаграммы состояний проиллюстрирован на рис. 3.

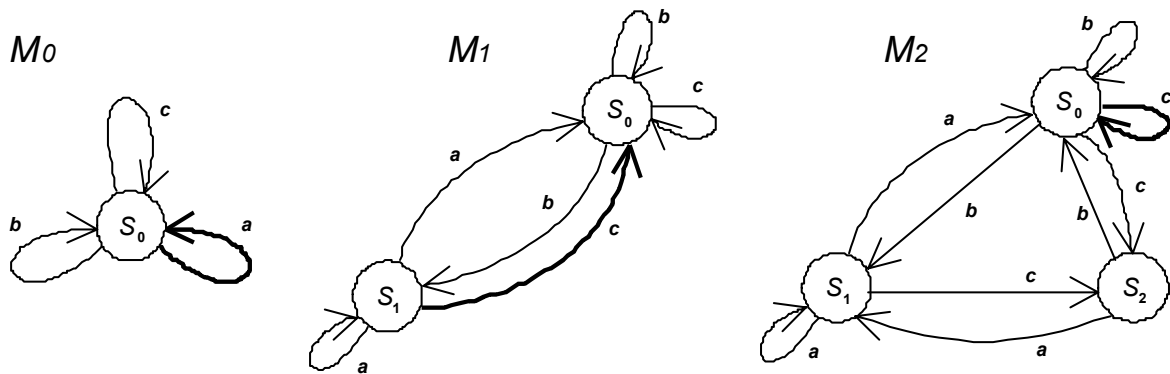


Рисунок 3 – Динамическое построение диаграммы состояний. Входной алфавит полагается трехсимвольным – a, b, c . Трем возможным символам входного потока соответствуют переходы, представленные дугами. M_0 – начальное состояние модели; M_1, M_2 – модель на 1-м и 2-м шаге соответственно. Жирным выделены символы, поступившие на вход системы и произошедшие, в следствие этого, переходы

После "обучения" модель готова к работе. В процессе симуляции на каждом шаге на выходе модели будем получать набор вероятностей появления символов, вычисляемый на основании значений частотных счетчиков на каждом шаге по приведенной выше формуле. На основании этого

⁴ Не следует путать пороговые константы и счетчики переходов.

набора вероятностей при помощи генератора псевдослучайных чисел генерируется значение очередного символа (т.е. значение интенсивности сетевого трафика на моделируемом шаге) и согласно полученному символу происходит переход модели в следующее состояние.

Программная реализация ДММ. Для апробации предложенного контекстного подхода к построению УИМ сетевого трафика разработано специальное программное обеспечение (ПО), позволяющее проводить анализ, визуализацию и моделирование нагрузки, создаваемой реальными источниками, работающими в сети. В качестве исходных данных ПО использует журнальные файлы сетевого обмена, например, получаемые при помощи программного анализатора протоколов Sniffer Pro, компании NAI. На основании этих данных проводится обучение динамической модели и последующее моделирование сетевого трафика.

Такой подход в совокупности с возможностями анализатора позволяет работать:

- с нагрузкой, создаваемой, как единственным приложением или сервисом, так и с составным мультиплексированным трафиком различных приложений на контролируемом анализатором протоколов интерфейсе;

- с нагрузкой (при использовании соответствующих фильтров), создаваемой как на канальном, так и на сетевом, транспортном и прикладном уровнях.

Разработанное ПО позволяет строить выборку интенсивностей трафика для заданного временного промежутка с заданной точностью, т.е. преобразовывать данные журнала в последовательность величин интенсивности нагрузок для выбранного разбиения, и проводить так называемую временную агрегацию (по умолчанию используется интервал агрегации 100 мс) с последующим построением модели трафика для заданного интервала агрегации. Полученные результаты моделирования визуализируются (рис. 4) либо сохраняются в текстовом файле для дальнейшей обработки. Проводится оценка полученных результатов моделирования.

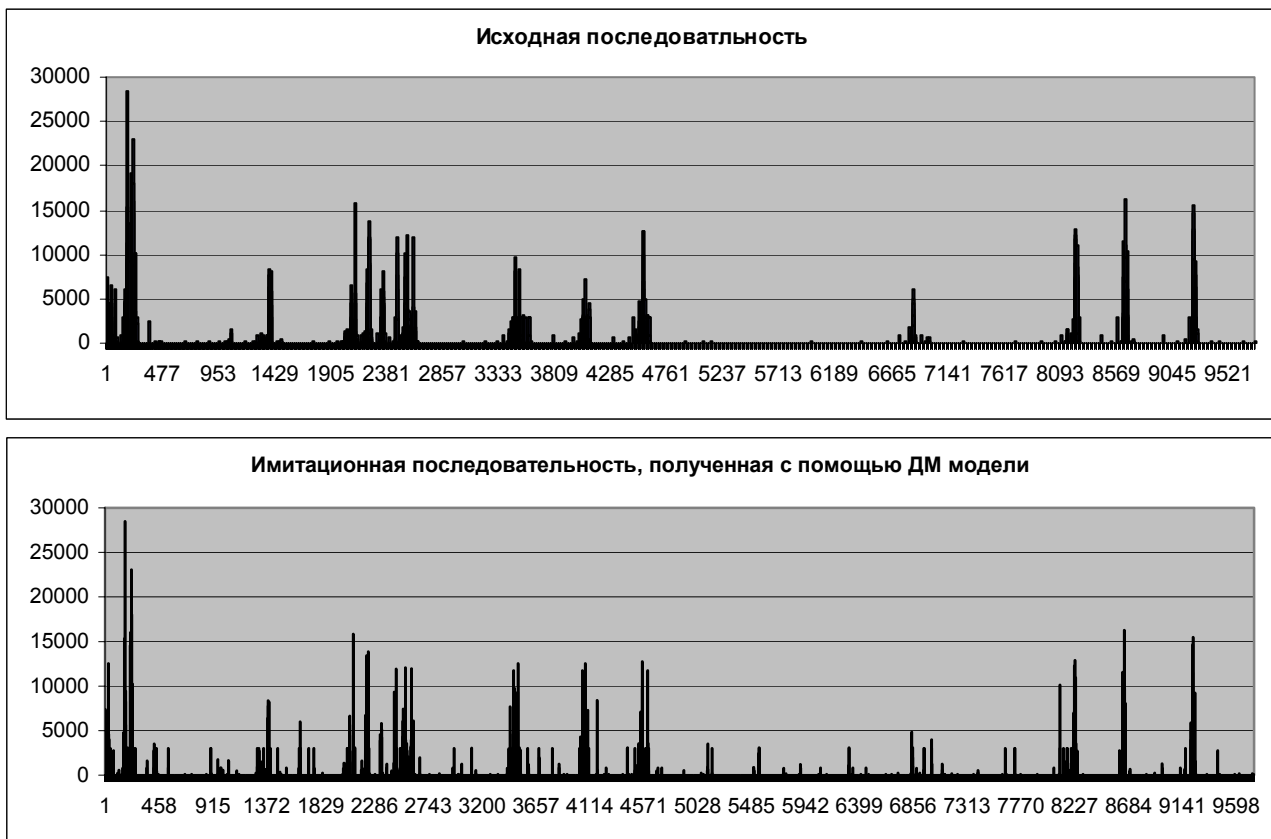


Рисунок 4 – Графическое представление трафика создаваемого при загрузке браузером веб-страницы (загрузка главной страницы сайта ixbt.com) и его имитация при помощи ДМ модели.

Используемые протоколы Ethernet/IP\TCP\HTTP. Диаграмма построена для 9746 значений интенсивности сетевой нагрузки. Использованы следующие параметры имитации: пороги клонирования $c_1 = 10$, $c_2 = 20$; интервал агрегации $t = 100$ мс

Созданное программное обеспечение позволяет также варьировать параметры создаваемой модели (пороги деления, интервалы выборки, методы распределения счетчиков при клонировании).

Работа с программной реализацией построенной модели проходит по сценарию, состоящему

из следующих фаз:

- загрузка трассы сетевого обмена, полученной для исследуемого сетевого приложения или сервиса;
- визуализация загруженной трассы в виде временной последовательности интенсивностей нагрузки с устанавливаемым пользователем интервалом выборки;
- обучение с использованием загруженной трассы;
- генерации последовательности значений интенсивности трафика, имитирующего трафик моделируемых приложений;
- визуализация результатов с последующей возможностью их сохранения в файл.

Для демонстрации возможностей ДМ-модели на широком классе источников был скомпонован набор приложений, обладающих разнообразным по своим характеристикам трафиком, и осуществлен мониторинг нагрузки при выполнении ими ряда тестовых задач (веб-серфинг, передача файлов по протоколам FTP и NetBios, передача голоса по IP и т.д.). Для всех приложений набора получены журнальные файлы сетевого обмена, использованные для обучения построенных моделей.

Для оценки работы УИМ воспользуемся:

а) сравнением статистических характеристик исходного трафика и сгенерированной моделью имитационной последовательности (табл. 1);

б) сравнением воздействий исходной и синтезированной последовательностей на эталонную модель очереди (буферную систему). При этом схожесть исходной и имитационной последовательностей определяется тем, насколько схожее воздействие на очередь они оказывают. Близость частот нахождения буферной системы в одном из пяти состояний является критерием схожести воздействия (рис. 5).

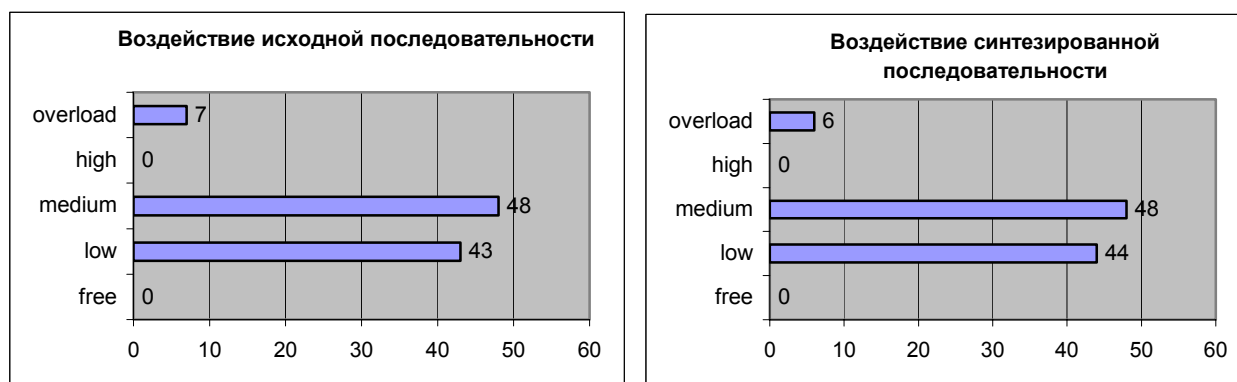


Рисунок 5 – Воздействие исходной (Ethernet\IP\TCP\HTTP) и синтезированной последовательностей на эталонную буферную систему. Состояния соответствуют заполнению очереди : free – 0%, low – 1-33%, medium – 24-66%, high – 67-99%, overload – 100% и выше (переполнение)

Таблица 1 – Сравнение статистических характеристик исходного трафика и его ДМ-имитации

Характеристики	Среднее выборочное	Дисперсия	Коэффициент асимметрии
Исходный трафик	184,5326	1304072,155	0,00101750
ДМ-имитация	163,4334	1178709,469	0,00110317

Программные компоненты (ПК), реализующие предложенную контекстную УИМ, могут быть использованы в качестве:

- составной части комплексного ПО, предназначенного для имитационного моделирования процессов передачи данных в сетях с пакетной коммутацией, что позволяет существенно упростить настройку и увеличить достоверность результатов применения общих сетевых моделей;
- основы программных генераторов сетевого трафика. Использование компонент контекстного моделирования в составе модулей генерации позволит добиться увеличения схожести характеристик исходного и синтезированного трафика.

На основании вышеизложенного материала можно сделать следующие выводы:

- контекстная информация, содержащаяся в регулярной выборке значений интенсивности трафика, может быть эффективно использована для его моделирования;

- ДМ-модель хорошо адаптируется к трафику различных сетевых приложений;
- подход позволяет моделировать агрегированный трафик, а также трафик, измеряемый на различных уровнях модели OSI.

Литература

1. Семенов Ю.А. Сетевое моделирование. – (ГНЦ ИТЭФ) OpenNet Project, – http://www.opennet.ru/docs/RUS/inet_book/4/45/modl4517.html
2. Che H., Li S.-Q., "Fast algorithms for measurement-based traffic modeling" – IEEE Journal on Selected Areas in Communications, June 1998. – Vol. 16. – P. 612–625.
3. Jagerman D., Melamed B., Willinger W., "Stochastic Modeling of Traffic Processes, Frontiers in Queuing: Models, Methods and Problems", 1996. – CRC Press.
4. Mondragon R.J., Pitts J.M., Chaotic Maps for Traffic Modelling and Queueing Performance Analysis, Performance Evaluation, Vol.43, No. 4, 223-240, 2001.
5. Erramilli A., Sing R. P., Pruthi P., "Modeling packet traffic with chaotic maps" Royal Institute of Technology, ISRN KTH/IT/R-95/18--SE, Stockholm-Kista Sweden, August, 1994.
6. Erramilli A., Singh R., Pruthi P., "Chaotic maps as models of packet traffic," in ITC 14, The Fundamental Role of Teletraffic in the Evolution of Telecommunications Networks (J. Labetoulle and J. Roberts, eds.), June 6-10 1994.
7. Leland W.E., Taqqu M.S., Willinger W., Wilson D.V. On the self-similar nature of Ethernet traffic // IEEE/ACM Transactions on Networking, (1):1--15, 1994.
8. Trang DD, Sonkoly B., Molnar S., Fractal Analysis and Modeling of VoIP Traffic, Budapest University of Technology and Economics, Hungary
9. Bunton S., A characterization of the 'Dynamic Markov Compression' FSM with finite conditioning contexts. UW-CSE Technical Report UWCSE -94-11-03, The University of Washington, November 1994.
10. Bell T., Witten I., Cleary J., Modelling for text compression // ACM Computing Surveys, 21(4), December, 1989.
11. Компьютерное моделирование процессов обработки ячеек в оборудовании ATM / А.Б. Васильев, В.Н. Николенко, Н.В. Песков, А.Г. Попов // ЦНИИС, zniis@minas.rosmail.com.