

УДК 004.056.

С.А. Тарадаев, К.А. Бохан

*Национальный аэрокосмический университет имени Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков*

## **АНАЛИЗ СВОЙСТВ САМОПОДОБИЯ ТРАФИКА В СЕТИ ASTERISK**

*Рассмотрены методы автокорреляционного и самоподобного процессов. Предлагается подход к исследованию свойств самоподобия трафика в сети Asterisk посредством метода построения графика функции распределения для процесса из непересекающихся групп, объединяющих события исходного процесса.*

*Ключевые слова: автокорреляция, самоподобие, трафик, поток, Asterisk, непериодическая зависимость.*

### **Введение**

Долгое время считалось, что природа сетевого трафика соответствует Пуассоновскому процессу. Со временем количество исследований и измерений характеристик сетевого потока возросло. В результате было замечено, что не всегда поток пакетов в локальной или глобальной сети можно моделировать с использованием Пуассоновского процесса. Таким образом, множество задач, возникающих при исследовании трафика сети, дополнилось вопросом о характере процесса движения пакетов по сети. Эта задача успешно рассматривается многими учеными ведущих Университетов и Исследовательских центров мира [1, 2]. Первым и важным этапом этой работы стало создание модели, характеризующей поведение сетевого трафика. На сегодняшний день существует вывод о том, что поведение сетевого трафика успешно моделируется при помощи так называемого самоподобного процесса. Свойство самоподобия ассоциируется с одним из типов фрактала, то есть, при изменении шкалы корреляционная структура самоподобного процесса остается неизменной.

Теория самоподобных стохастических процес-

сов не так хорошо развита, как теория Пуассоновских процессов. Но, учитывая то, что самоподобные модели более точно характеризуют поведение сетевого потока, чем пуассоновские модели, важной задачей стала разработка инструментальных средств для понимания самоподобных процессов, и для синтеза искусственного сетевого трафика, который отражает основные характеристики этих процессов. Сегодня существует ряд таких алгоритмов [3].

Далее, построенная самоподобная модель процесса движения пакетов в сети требует неоднократной проверки с использованием реальных данных, измеренных для различных сетей. Исследованию должны быть подвергнуты как локальные, так и глобальные сети. Более того, возникает очень интересный вопрос об объяснении возникновения именно свойства самоподобия трафика. Очень интересная работа была проведена Университетом Бостона, а именно Марком Кровелла и Айзером Беставросом, где показывается, что самоподобие в веб-трафике может быть объяснено распределением размеров переданного документа, эффектом кэширования и настройках пользователя по передаче файла, человеческим фактором, а также суперпозицией множества таких передач в локальной сети [4].

В представленной работе основной задачей является подтверждение самоподобия сетевого трафика, основанное на измерениях характеристик реального сетевого ресурса.

Исследование свойств самоподобия трафика дает возможность понять поведение трафика, его свойства, дает возможность разрабатывать новые модели поведения сетевого трафика, которые в дальнейшем могут быть использованы для прогнозирования и моделирования подобных систем.

В качестве объекта исследования выбран процесс потока вызовов (зависимость кол-ва вызовов от времени) в сети Asterisk. Рассматривается период существования ресурса длиной в два месяца с 25 августа 2011 года по 25 октября 2011 года. Фиксируемые характеристики – это количество звонков в течение времени. Таким образом, рассматриваемый временной ряд содержит порядка 60000 событий.

**Обзор литературы.** В этом параграфе хотелось бы остановиться на кратком описании уже существующих разработок для исследования поведения сетевого трафика. Такие исследования широко проводятся некоторыми западными исследовательскими и образовательными учреждениями, такими как Университет в Бостоне, Университет Беркли, Университет Северной Каролины и другие.

Приведем описание ряда проблем, затронутых в некоторых работах этих исследовательских центров и касающихся рассматриваемой нами тематики. Множество исследований были проведены для локальных компьютерных сетей. Одним из первых анализ высокой точности трафика Ethernet LAN был проведен Уиллом Леландом и Даниэлем Уилсоном в 1991 году. Эти данные состояли из сотни миллионов пакетов [5]. Далее этими же исследователями на основе той же большой выборки была проведена работа, которая устанавливает, что сетевой трафик передачи пакетов имеет самоподобные характеристики. Важность этой работы заключается в том, что получено подтверждение предположения относительно не точности моделирования сетевого трафика при помощи использованного ранее Пуассоновского распределения данных [6]. За исследованиями локальных сетей появились разработки по анализу трафика глобальной сети, и в частности WWW.

Одной из последних работ в этой области являются исследования Марка Кровеллы и Айзера Беставроса, которые представляют собой подтверждение самоподобия в WWW-трафике [4]. Для исследования используется месячный массив WWW-запросов, взятых в университетской компьютерной лаборатории. Показывается, что самоподобие в WEB-трафике может быть объяснено распределением размеров переданного документа, эффектах кэширования и настройках пользователя по передаче файла, человеческом факторе, а также суперпозицией множества таких передач в локальной сети.

Это является очень интересным результатом,

который представляет собой уже следующий шаг, а именно изучение причин проявления именно самоподобной структуры сетевого трафика.

## 1. Самоподобные процессы

### 1.1. Самоподобный процесс

Процесс передачи данных в сети часто рассматривается в соответствии с Пуассоновским процессом. Но совершенствуемые средства исследования делают возможными наблюдения за большими объемами данных. Огромные потоки данных трафика позволяют проследить долговременную зависимость, то есть процесс самоподобия. Сейчас можно утверждать, что самоподобие является существенным фактором сетевого моделирования.

Самоподобные модели могут проявлять свойство долговременной зависимости, что означает проявление зависимости между событиями через достаточно большие промежутки времени. Во многих вопросах, касающихся работы с сетями, присутствие или отсутствие долговременной зависимости играет определяющую роль в поведении, предсказанном аналитическими моделями.

#### 1.1.1. Математическое описание самоподобного (фрактального) процесса

Непрерывный стохастический процесс  $X(t)$  считается статистически самоподобным с параметром  $H$  ( $0.5 \leq H \leq 1$ ), если для любого положительного числа  $a$  процессы  $X(t)$  будут иметь идентичные распределения, т.е. иметь одинаковые статистические свойства для всех положительных целых  $n$ :

$$\{X(t_1), X(t_2) \dots X(t_n)\}^D \square \square \{a^{-H}X(at_1), a^{-H}X(at_2) \dots a^{-H}X(at_n)\}. \quad (1)$$

Отношение  $D \sim$  обозначает асимптотическое равенство в смысле распределения. Практически статистическая самоподобность подразумевает, что выполняются следующие условия [7]:

- среднее

$$E[X(t)] = \frac{E[X(at)]}{a^H}; \quad (2)$$

- дисперсия

$$\text{Var}[X(t)] = \frac{\text{Var}[X(at)]}{a^{2H}}; \quad (3)$$

- функция автокорреляции

$$R(t, \tau) = \frac{R(at, a\tau)}{a^{2H}}, \quad (4)$$

$H$  – параметр Херста, показывает “степень” самоподобности. Значение  $H = 0.5$  показывает отсутствие самоподобности, а большие значения  $H$  (близкие к 1) показывают большую степень самоподобности или длительно-зависимости в процессе. Это означает, что если процесс имеет тенденцию к увеличению (или уменьшению) в прошлом, то с большой

вероятностью он будет иметь тенденцию к увеличению (или уменьшению) в будущем.

### 1.2. Анализ современных подходов к фрактальному анализу сетевого трафика

Многие экспериментальные данные обладают фрактальной статистикой, анализ и моделирование которой могут быть произведены с помощью методов фрактального анализа. Есть несколько методов определения фрактальной размерности для временного ряда.

Первый: Это классический клеточный способ, когда график накрывают серией сеток и определяют фрактальную размерность точно так же, как и для геометрических фракталов.

Второй способ для исследования фрактальных временных рядов был предложен Бенуа Мандельбротом и базируется на исследованиях проведенных английским исследователем Херстом и носит название R/S метода. Он построен на анализе размаха параметра (наибольшим и наименьшим значением на изучаемом отрезке) и среднеквадратичного отклонения.

И третьим является способ, основанный на изменении длины кривой в зависимости от масштаба. Если кривая близка к фрактальной, то с уменьшением масштаба длина кривой будет возрастать степенным образом.

Особое значение фрактального анализа временных рядов в том, что он учитывает поведение системы не только в период измерений, но и его предысторию.

#### 1.2.1. Определение размерности динамического ряда методом накопленного отклонения (метод R/S анализа)

В ранних работах Мандельброт определял фракталы как объекты, размерность Хаусдорфа-Безиковеча которых больше их топологической размерности. Однако впоследствии стало очевидно, что РХБ (размерность Хаусдорфа-Безиковеча) – лишь одна из целого семейства дробных размерностей. Это заставило Мандельброта отказаться от указанного определения, но «его продолжают цитировать, а оно продолжает сбивать всех с толку» [1, с. 73].

Дробную размерность, получаемую методом РХБ, довольно трудно интерпретировать содержательно, а кроме того, предложенный выше способ определения размерности довольно трудоемок.

Существует более простой и осмысленный способ фрактального анализа динамических рядов – так называемый *метод накопленного отклонения*, или *метод нормированного размаха*. Он основан на интерпретации Мандельбротом работ английского гидролога Гарольда Херста, исследовавшего закономерности изменения уровня воды в реке Нил. Согласно этому методу анализируются не суммы самих данных, составляющих динамический ряд, а размах суммы отклонений этих данных от среднего

арифметического, нормированный путем деления на стандартное отклонение. Суммы отклонений подсчитываются для различных периодов времени, или для различного количества последовательных моментов наблюдений, которые выступают в качестве масштаба измерения.

Пусть  $X(t)$  – это функция, задающая последовательные значения анализируемого динамического ряда, где  $t_1 < t < t_m$ . Тогда накопленное отклонение от среднего для некоторого интервала будет определяться как:

$$X \cdot (t) = \sum_{i=1}^t [X(t) - \bar{X}(m)],$$

где  $\bar{X}(m)$  – среднее арифметическое по ряду в целом. Нормированный размах на интервале определяется следующим образом:

$$\frac{R(t)}{S(t)} = \frac{\max[X \cdot (t)] - \min[X \cdot (t)]}{S(t)},$$

где  $R(t)$  – разность максимального и минимального накопленного отклонения на данном интервале, а  $S(t)$  – стандартное отклонение.

Согласно формуле Херста:

$$\frac{R(t)}{S(t)} = (at)^H,$$

где  $a$  и  $H$  – некоторые константы. Константа  $H$  может изменяться от 0 до 1 и называется показателем Херста. Он характеризует угол наклона графика линейной зависимости  $\ln(R/S)$  от  $\ln(t)$ . В свое время Херст на основе большого эмпирического материала продемонстрировал, что вопреки предпосылкам многих теоретиков этот показатель для многих природных процессов может быть более 0.5 и обычно равен примерно 0.7. Поэтому при  $H \sim 0.7$  формулу Херста называют эмпирическим законом Херста. Мандельброт доказал, что это свойство распространяется и на финансовые хроники.

Показатель Херста может быть основой для определения дробной размерности динамического ряда, вычисляемой как  $D = 2 - H$ . Показатель Херста имеет в применении к динамическим рядам содержательный смысл. Значения  $H$  и  $D$  характеризуют меру «изломанности» процесса. При  $H < 0.5$  ( $D > 1.5$ ) значения ряда резко изменяются, «процесс обладает долговременной знакопеременной тенденцией, и называется антиперсистентным» [5]. Когда  $H$  приближается к 0, график ряда как бы стремится заполнить собой плоскость, превратиться из линии в плоскую фигуру, что соответствовало бы  $D = 2$ . При  $H = 0.5$  ( $D = 1.5$ ) ряд обладает свойствами так называемого «белого шума», то есть значения ряда абсолютно независимы и между ними нет каких-либо автокорреляций. При  $0.5 < H < 1$  ( $1 < D < 1.5$ ) в ряде имеются автокорреляции, накопление изменений приводит к появлению долговременной тенденции к

возрастанию или убыванию. Процесс в этом случае называют персистентным. Эта тенденция может быть проявлением длинного неперидического цикла.

Значения ряда при этом как бы выстраиваются вдоль линии, выражающей такую тенденцию, и в пределе, когда  $H = 1$ , совпадают с этой линией, размерность которой будет  $D = 1$ .

## 2. Исследование сетевого трафика в сети Asterisk

### 2.1. Характеристики объекта изучения

Для подтверждения существования свойства самоподобия при моделировании поведения трафика сети Asterisk необходимо произвести анализ измерения характеристик реального сетевого ресурса. Рассматриваемый объект представляет собой сервер VoIP телефонии Asterisk.

Для более полного представления о ресурсе приведем некоторые статистические данные.

Результаты измерений трафика были получены с помощью встроенных функций логгирования событий сервера, с последующим их анализом, с помощью специально созданного для этого программного обеспечения. Данные собирались в течение 2-х месяцев, 24 часа в сутки. Для дальнейшего анализа полученные данные были разделены на две группы: трафик в течение суток, и трафик в течение всего промежутка периода исследования. Трафик в течение суток дополнительно был разделен на подгруппы, в зависимости от интенсивности нагрузки:

- с 00:00 до 08:00 – низкая интенсивность трафика нагрузки;
- с 08:00 до 14:00 – средняя интенсивность трафика нагрузки;
- с 14:00 до 20:00 – высокая интенсивность трафика нагрузки;
- с 20:00 до 00:00 – максимальная интенсивность трафика нагрузки.

Количество звонков, принимаемых за месяц – 30 тысяч. При этом количество посетителей, составляющих ядро аудитории, то есть обращающихся к серверу не менее двух раз в неделю на протяжении месяца составляет на сегодняшний день 7 тыс. человек. Интересна статистика посещения ресурса с точки зрения географического распределения аудитории (табл. 1).

Таблица 1

Распределение аудитории по городам (первая пятерка по популярности)

Харьков	36%
Киев	19%
Луганск	13%
Донецк	10%
Днепропетровск	8%

### 2.2. Анализ полученных данных и исследование показателя Херста

Рассмотрим данные, которые представляют собой количество запросов пользователей к серверу в течение часа за период длиной 2 месяца с 25 августа 2011 года по 25 октября 2011 года (рис. 1). Это одни из возможных данных о трафике в сети. Также можно рассматривать поток длительности вызовов и другие возможные характеристики сетевого трафика.

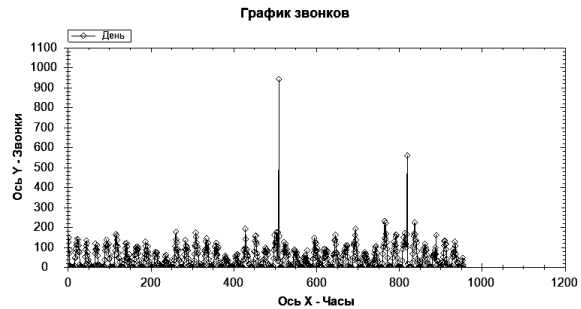


Рис. 1. Трафик. Период 960 часов

Основываясь на полученных данных, мы можем высказать предположение о том, что рассматриваемый нами трафик имеет самоподобную структуру [4]. Этот вывод можно сделать, исходя из определения самоподобия, которое говорит о том, что структура ряда, полученного усреднением групп элементов, остается такой же, как и структура исходного. Этот эффект мы можем наблюдать на графиках, иллюстрирующих рассмотренное выше изменение шкалы. Этот факт является предпосылкой для предположения о самоподобной структуре рассматриваемого трафика и основанием для проведения дальнейшего более полного анализа.

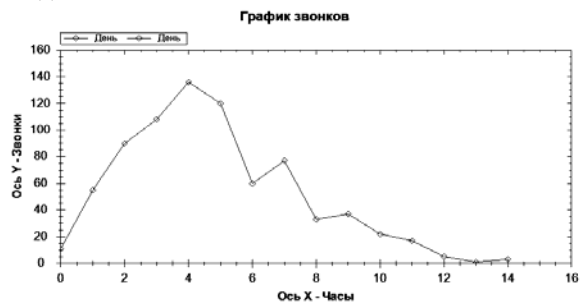


Рис. 2. Объединение данных до 15 часов

Существует ряд методов, позволяющих выполнить проверку свойства самоподобия исследуемого процесса [7]. Первый метод – это построение графика функции распределения для процесса из непересекающихся групп, объединяющих события исходного процесса. Другой метод – метод периодограммы – использует в оценке наклон спектральной функции при частоте, стремящейся к нулю. Еще один метод, называемый оценкой Виттла, дает доверительный интервал для параметра самоподобия, но имеет существенный недостаток в том, что вид стохастического процесса должен быть определен.

Таким образом, если параметр самоподобия рассматриваемого процесса находится в диапазоне

от 1/2 до 1, это означает, что самоподобный процесс обладает свойством долговременной зависимости.

Применим описанный выше в данной публикации метод накопленного отклонения к полученным данным.

Порядк. номер	Число событий	Отклонение	Накоплен. отклонение	Макс. отклонение	Мин. отклонение	R	S	R/S	ln(t)	ln(R/S)
1	450	-550.439...	-550.4...	-550.4...	-550.43...	0	0	0	0	0
2	1202	201.560...	-348.8...	-348.8...	-550.43...	201.5...	2705.09...	0.074...	0.693...	-2.596...
3	777	-223.439...	-21.87...	-21.87...	-550.43...	528.5...	1912.79...	0.276...	1.098...	-1.286...
4	710	-290.439...	-513.8...	-21.87...	-550.43...	528.5...	1561.78...	0.338...	1.386...	-1.083...
5	1197	196.560...	-93.87...	-21.87...	-550.43...	528.5...	1362.54...	0.390...	1.609...	-0.939...
6	1218	217.560...	414.12...	414.12...	-550.43...	964.5...	1209.75...	0.797...	1.791...	-0.226...
7	879	-121.439...	96.121...	414.12...	-550.43...	964.5...	1104.35...	0.873...	1.945...	-0.135...
8	963	-37.4390...	-158.8...	414.12...	-550.43...	964.5...	1022.43...	0.943...	2.079...	-0.058...
9	945	-56.4390...	-92.87...	414.12...	-550.43...	964.5...	956.396...	1.008...	2.197...	0.0085...
10	601	-399.439...	-454.8...	414.12...	-550.43...	964.5...	901.699...	1.069...	2.302...	0.0673...
11	405	-595.439...	-994.8...	414.12...	-994.87...	1409	855.427...	1.647...	2.397...	0.4990...
12	1149	148.560...	-446.8...	414.12...	-994.87...	1409	815.618...	1.727...	2.484...	0.5466...
13	965	-35.4390...	113.12...	414.12...	-994.87...	1409	780.894...	1.804...	2.564...	0.5901...
14	1178	177.560...	142.12...	414.12...	-994.87...	1409	750.259...	1.878...	2.639...	0.6302...
15	1080	79.5609...	257.12...	414.12...	-994.87...	1409	722.968...	1.948...	2.708...	0.6672...
16	968	-32.4390...	47.121...	414.12...	-994.87...	1409	698.453...	2.017...	2.772...	0.7017...
17	448	-552.439...	-584.8...	414.12...	-994.87...	1409	676.274...	2.083...	2.833...	0.7340...
18	443	-567.439...	-1109...	414.12...	-1109.8...	1524	656.082...	2.322...	2.890...	0.8428...
19	1169	168.560...	-388.8...	414.12...	-1109.8...	1524	637.597...	2.390...	2.944...	0.8713...

Рис. 3. Таблица значений расчета отклонений по ряду

Для этого сначала определим среднее арифметическое по ряду событий в целом, а затем введем в столбец, параллельный ряду данных, формулу для R(t)/S(t). Проще всего это делается, последовательным введением в соседние столбцы формул для отклонения, накопленного отклонения, Максимального накопленного отклонения, Минимального накопленного отклонения и т.д. Аргумент t при этом будет соответствовать порядковому номеру строки, начиная с первого значения анализируемого ряда. На рис. 3 показана таблица получаемых нами в итоге данных (данная таблица автоматически создается программным обеспечением, для возможности дальнейшего анализа, при необходимости).

По данным, полученным выше (рис. 3) строится график зависимости ln(R/S) от ln(t) для всех значений ряда – рис. 4. Далее проводится линейная аппроксимация полученных значений на графике, что дает в итоге формулу прямой вида y = kx + b. В полученном графике не учитывается первая точка, явно выпадающая из общей тенденции.

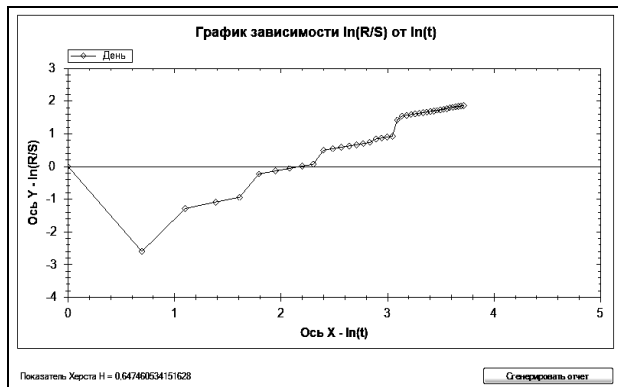


Рис. 4. График зависимости ln(R/S) от ln(t)

Из полученной выше формулы – получаем коэффициент Херста, т.е. коэффициент H. В нашем случае H = 0.647, что удовлетворяет условию 0.5 < H < 1 (1 < D < 1.5), т.е. в ряде имеются автокорреляции, накопление изменений приводит к появлению долговременной тенденции к возрастанию или убыванию. Процесс в таком случае называют персистентным – собственно говоря, мы получили подтверждение тому, что пытались показать в данной работе.

**2.3. Анализ свойств самоподобности**

Самоподобные процессы обладают гиперболически затухающим коэффициентом корреляции вида

$$r(k) = \frac{1}{2} \left( (k+1)^{2h} - 2k^{2h} + (k-1)^{2h} \right),$$

или, для асимптотически самоподобных процессов, корреляционная функция R(k) ≈ k<sup>2H-2</sup>L(t) при k → ∞, где L(t) – медленно меняющаяся функция на бесконечности (т.е. lim<sub>t→∞</sub> L(tx)/L(t) = 1 для всех x>0).

Следовательно, корреляционная функция является несуммируемой – ряд, образованный последовательными значениями корреляционной функции, расходится. Это свойство характеризует практически все самоподобные процессы и отличает их от процессов без долговременной зависимости, у которых корреляционная функция убывает по показательному закону и суммируема.

Исследуем долговременную зависимость посредством построения графика коэффициентов корреляции. На полученном графике отчетливо виден гиперболический затухающий ряд коэффициентов корреляции, что является доказательством наличия свойства самоподобия в трафике в сети Asterisk (рис. 5).

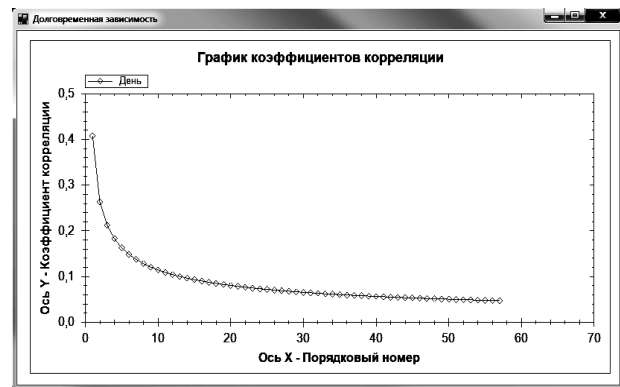


Рис. 5. График коэффициентов корреляции

При усреднении процесса дисперсия выборочного среднего затухает медленнее, чем величина, обратная размеру выборки, по закону:

$$\sigma^2(X^{(m)}) \sim m^{2H-2}, \text{ при } m \rightarrow \infty$$

в то время как для традиционных стационарных случайных процессов:

$$\sigma^2(X^{(m)}) = m^{-1} \cdot \sigma^2(X),$$

т.е. уменьшается обратно пропорционально объему выборки.

Свойство медленно убывающей дисперсии говорит о возможности существенных, не сглаживаемых усреднением, «выбросов» в случайном процессе, и связывает самоподобие с таким понятием, как распределения с весомыми хвостами. Важное следствие свойства медленно затухающей дисперсии состоит в том, что в случае классических статистических тестов (например, вычисление доверительных интервалов) общепринятая мера среднеквадратического отклонения  $\sigma$  является ошибочной.

Как видно из графиков (рис. 6) при усреднении процесса дисперсия выборочного среднего затухает медленнее, чем величина, обратная размеру выборки значений временного ряда, что подтверждает наличие свойства самоподобия в трафике в сети Asterisk.

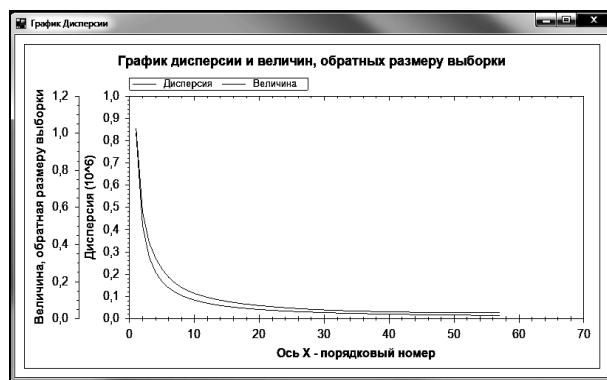


Рис. 6. Графики сравнения дисперсии и величин, обратных размеру выборки

### Заклучение

В данной работе было проведено исследование сетевого трафика сервера VoIP телефонии Asterisk. Главным направлением исследования являлось выявление свойства самоподобия трафика. С этой целью была проведена статистическая обработка данных выбранного сервера рядом методов.

Предположение о самоподобной структуре трафика основывается на рассмотрении имеющихся данных для различной временной шкалы.

Таким образом, получено подтверждение предположения о самоподобию сетевого трафика в сети Asterisk, данный вывод мы сделали на основе полученного показателя Херста, который показывает, что в ряде имеются автокорреляции, накопление изменений приводит к появлению долговременной тен-

денции к возрастанию или убыванию, что говорит о том, что данный трафик по своей структуре является персистентным.

Подобные исследования необходимы для понимания поведения сетевого трафика, и возможно, разработок новых моделей.

Также по результатам данного исследования возможно проведение моделирования сетевого трафика сервера Asterisk, что дает возможность начать прогнозирование поведения сервера в будущем, прогнозировать нагрузки, оптимально управлять ресурсами сервера, получать модель поведения сервера в критических ситуациях и многое другое.

В дальнейших разработках будет интересно провести подобные исследования для анализа других видов трафика, а также применить дополнительные методы для определения параметров самоподобия. Интересным вопросом является изучение причин возникновения самоподобия в сетевом трафике.

### Список литературы

1. Paxson V. *Wide-Area Traffic: The Failure of Poisson Modeling* / V. Paxson, S. Floyd // *IEEE/ACM Transactions on Networking*. – June 1995. – Vol. 3, No. 3. – P. 226-244.
2. Willinger W. *Self-Similarity Through High-Variability: Statistical Analysis of Ethernet LAN Traffic at the Source Level* / W. Willinger, M. Taqqu, R. Sherman, D. Wilson // *IEEE/ACM Transactions on Networking*. – February 1997. – Vol. 5, No. 1. – P. 71-86.
3. Paxson V. *Fast, Approximate Synthesis of Fractional Gaussian Noise for Generating Self-Similar Network Traffic* / V. Paxson // *Computer Communications Review*. – October 1997. – V. 27, N. 5. – P. 5-18.
4. Crovella M. *Self-Similarity in World Wide Web Traffic: Evidence and Possible Causes* / M. Crovella, A. Bestavros // *IEEE/ACM Transactions on Networking*. – December 1997. – 5(6):835-846.
5. Leland W. *High Time-Resolution Measurement and Analysis of LAN Traffic: Implications for LAN Interconnection* / W. Leland, D. Wilson // *IEEE INFOCOM 1991*.
6. Crovella M. *Change in Web Client Access Patterns. Characteristics and Caching Implications* / M. Crovella, A. Bestavros, P. Baarfor, A. Bradley. – *Computer Science Department Boston University, 1999*.
7. Stalling W. *High-Speed Networks TCP/IP and ATM Design Principles* / W. Stalling. – *Prentice-Hall Inc., 1998*.

Поступила в редколлегию 23.01.2012

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф. В.С. Харченко, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков.

### АНАЛІЗ ВЛАСТИВОСТЕЙ САМОПОДІБНОСТІ ТРАФІКУ В МЕРЕЖІ ASTERISK

С.А. Тарадаєв, К.А. Бохан

*Розглянуті методи автокореляційного і самоподібного процесів. Пропонується підхід до дослідження властивостей самоподібності трафіку в мережі Asterisk за допомогою методу побудови графіка функції розподілу для процесу з непересічних груп, об'єднуючих події початкового процесу.*

**Ключові слова:** автокореляція, самоподібність, трафік, потік, Asterisk, періодична залежність.

### AN ANALYSIS OF PROPERTIES OF SELF-SIMILARITY OF TRAFFIC IS IN NETWORK OF ASTERISK

S.A. Taradaev, K.A. Bokhan

*The methods of autocorrelated and self-similarity processes are considered. Offered approach to research properties of self-similarity of traffic in the network of Asterisk by means of method of construction of the graph of distributing function for a process from non-overlapping groups, uniting the events of initial process.*

**Keywords:** autocorrelation, self-similarity, traffic, stream, Asterisk, periodic dependence.