



УДК 004.94

Вьет Нгуен Дык, О. А. Маркелов, М. И. Богачев  
Санкт-Петербургский государственный электротехнический  
университет "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина)

## Моделирование агрегированного сетевого трафика узла инфокоммуникационной сети на основе суперстатистического подхода с учетом эффектов долговременной зависимости и нестационарного характера пользовательской активности

*Предложен суперстатистический подход к моделированию агрегированного трафика узла инфокоммуникационной сети с учетом эффектов долговременной зависимости и нестационарной динамики неоднородного потока пользовательских запросов. С использованием методов теории массового обслуживания показано, что применение модели однородного потока, в частности формулы Кингмана, приводит к недооценке среднего времени пребывания пользовательских запросов в системе на один-два порядка при высоком коэффициенте использования исследуемого узла. Напротив, использование альтернативной суперстатистической модели, учитывающей эффекты долговременной зависимости интенсивностей пользовательских запросов, позволяет снизить указанную недооценку более чем на один порядок.*

### Сетевой трафик, долговременная зависимость, производительность СМО, суперстатистики

Анализ и моделирование сетевого трафика являются важной задачей для исследователей и инженеров, связанных с сетевыми технологиями. В последние два десятилетия в эмпирических исследованиях сетевого трафика отмечаются существенно неоднородный характер потоков данных, а также свойства долговременной зависимости [1]. Неоднородность агрегированного трафика в современных многопользовательских сетях связана с активным обменом информацией между отдельными пользователями, что обуславливает кооперативный характер их обращения к ресурсам сети. Следствием являются выраженная кластеризация запросов к ресурсам сети и пульсирующая динамика агрегированного трафика в целом. В этих условиях классические модели на основе однородных потоков недооценивают потребность в пропускной способности сети, необходимой для обеспечения заданных показателей качества обслуживания пользователей.

Поиск универсальной модели для трафика с долговременной зависимостью является нетривиальной задачей. Недавно предложенный суперстатистический подход, который основывается на

представлении неоднородного потока данных в виде суперпозиции однородных, в простейшем случае пуассоновских потоков, позволяет отчасти восполнить этот пробел [2], [3]. Однако в предложенной ранее модификации указанный подход не учитывает эффекты долговременной зависимости, характерные как для потоков пользовательских запросов, так и для агрегированного трафика многопользовательских сетей [1]. В настоящей статье рассмотрен сценарий моделирования сетевого трафика кластера с выраженными колебаниями интенсивности с учетом свойств долговременной зависимости данных колебаний, включая эпизоды нестационарной динамики. С использованием математического аппарата теории массового обслуживания (ТМО) показано, что суперстатистическая модель сетевого трафика в этом случае должна дополнительно учитывать свойства долговременной зависимости.

В представленном анализе использованы протоколы посуточных данных трафика распределенного кластера, обслуживавшего чемпионат мира по футболу 1998 г. общей продолжительностью 87 сут [4]. Из исходных данных были извле-

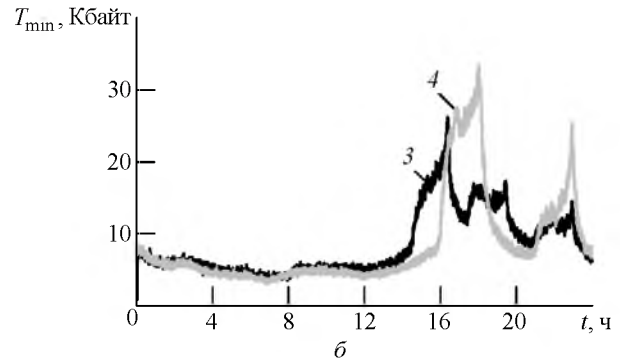
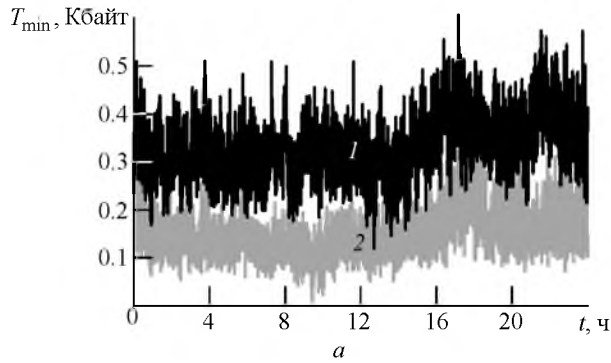


Рис. 1

ченны время прибытия пользовательских запросов и объем данных, необходимый для передачи в ответ на этот запрос. Численным анализом установлено, что многие записи трафика обладают выраженной нестационарной динамикой, особенно в дни проведения ключевых матчей. Проверка стационарности посуточных записей трафика выполнялась с помощью теста Дики–Фуллера с уровнем статистической значимости 95 % [5]. На рис. 1 показаны типичные суточные реализации объема трафика, соответствующие сценариям со стационарной (а) и нестационарной (б) динамикой, наблюдаемым в различные сутки. Зависимости на рис. 1, а получены до начала чемпионата (15-е сутки наблюдения, кривая 1) и после его завершения (85-е сутки, кривая 2). Зависимости на рис. 1, б (48-е сутки, кривая 3 и 60-е сутки, кривая 4) получены в дни проведения матчей. Некоторые суточные записи трафика, полученные в дни настройки и испытания сетевого оборудования, были исключены из дальнейшего анализа, поскольку они не характеризуют типичное поведение пользователей.

Согласно суперстатистическому подходу агрегированный трафик представляется в виде последовательности коротких временных фрагментов, к которым предъявляется требование стационарности [6], [7]. Обоснованный выбор интервала стационарности фрагмента может быть выполнен с помощью теста Дики–Фуллера. Для фрагментов реализаций трафика с временным окном  $T = 15$  с 95 % от общего числа фрагментов оказываются стационарными с уровнем значимости теста Дики–Фуллера 95 %. Поэтому каждая суточная запись трафика разделялась на 5760 15-секундных стационарных непересекающихся фрагментов. Каждый фрагмент в дальнейшем характеризовался интенсивностью пользовательских запросов  $\beta = 1/\bar{\tau}$ , где  $\bar{\tau}$  – средний интервал времени между поступлениями отдельных запросов.

Рассмотрим распределение вероятностей интервалов времени между запросами на основе суперстатистического подхода. Как указывалось ранее, поток запросов в каждом фрагменте трафика характеризовался интенсивностью пользовательских запросов  $\beta$ . Тогда распределение времени между запросами  $\tau$  может быть описано на основе формулы полной вероятности. Полагая потоки в пределах каждого фрагмента пуассоновскими, имеем [6], [7]:

$$P(\tau) = \int_0^{\infty} P(\beta)\beta P(\tau|\beta)d\beta = \int_0^{\infty} P(\beta)\beta^2 e^{-\beta\tau}d\beta, \quad (1)$$

где  $P(\beta)$  – плотность распределения вероятностей (ПРВ) интенсивностей в отдельных фрагментах трафика в течение суток;  $P(\tau|\beta) = \beta e^{-\beta\tau}$  – ПРВ пуассоновского потока в каждом фрагменте. Отличие (1) от формулы, предложенной в [7], состоит в том, что в (1) добавлен дополнительный множитель  $\beta$  для учета того, что среднее число запросов, содержащихся в каждом интервале стационарности, пропорционально их интенсивности  $\beta$ .

На рис. 2 штриховыми линиями представлены типичные примеры эмпирических ПРВ  $P(\beta)$  для различных суток анализа. В целях сравнения распределений с сильно различающимися интенсивностями запросов зависимости даны в нормированном

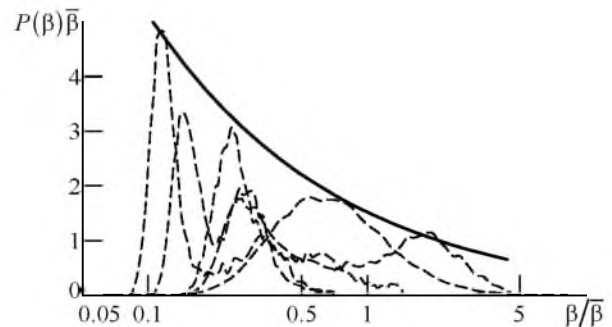


Рис. 2

виде:  $P(\beta/\bar{\beta})\bar{\beta}$ , где  $\bar{\beta}$  – средняя интенсивность запросов за данные сутки. Сплошной линией представлена общая огибающая, приближенно отражающая характер затухания, усредненного по всем суткам распределения плотности. Несмотря на наблюдаемое в ряде случаев сходство центральных частей или отдельных пиков полученных распределений с гауссовским, для ряда проанализированных суточных записей, в особенности соответствующих суткам с нестационарной динамикой трафика, статистические тесты указывают на значимые отклонения эмпирических распределений от гауссовской модели. Тем не менее в условиях, когда среди стандартных распределений не удастся подобрать универсальную модель для всех суток анализа, в качестве первого приближения рассмотрим сценарий, когда интенсивности распределены по некоторому распределению, сходящемуся к гауссовскому. Поскольку использование непосредственно гауссовского распределения интенсивностей нежелательно, так как оно предполагает наличие с ненулевой вероятностью отрицательных значений, рассмотрим ПРВ, соответствующую  $\Gamma$ -распределению:

$$P(\beta) = \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \beta^{\alpha-1} \exp(-\lambda\beta), \quad (2)$$

где  $\lambda = \alpha/\bar{\beta}$  – коэффициент интенсивности;  $\alpha$  – коэффициент формы;  $\Gamma(\alpha)$  –  $\Gamma$ -функция. Среднее значение  $\Gamma$ -распределения составляет  $\bar{\beta} = \alpha/\lambda$ , его дисперсия –  $\sigma(\beta) = \alpha/\lambda^2$ . Коэффициент формы определяется как  $\alpha = 1/[\sigma(\beta)/\bar{\beta}]^2 = 1/\rho^2$  и зависит только от коэффициента вариации  $\rho = \sigma(\beta)/\bar{\beta}$ .

Таким образом, необходимо проанализировать суперпозицию множества фрагментов с экспоненциальным распределением интервалов времени между запросами с локальной интенсивностью поступления запросов  $\beta$ . Подставив (2) в (1), окончательно получим общее распределение интервалов времени между пользовательскими запросами:

$$P(\tau) = \int_0^\infty \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \beta^{\alpha-1} \exp(-\lambda\beta) \beta^2 \exp(-\beta\tau) d\beta = \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \frac{\Gamma(\alpha)(\alpha+1)\alpha}{(\tau+\lambda)^{\alpha+2}} = \frac{\lambda^\alpha(\alpha+1)\alpha}{(\tau+\lambda)^{\alpha+2}}.$$

Полученное распределение относится к классу распределений Парето и асимптотически эквивалентно  $q$ -экспоненциальному распределению [8]:

$$P(\tau) = C [1 + b(q-1)\tau]^{-1/(q-1)},$$

где

$$C = (\alpha+1)\alpha/\lambda^2; \quad b = \bar{\beta}/(3-2q); \quad q = 1/(\alpha+2) + 1.$$

Известно [2], [3], что  $q$ -экспоненциальное распределение описывает интервалы времени между запросами для эмпирических данных.

Возникает вопрос о влиянии автокорреляционных свойств интенсивностей запросов в последовательных фрагментах на характеристики трафика узла с позиций ТМО. Для его оценки далее рассмотрены три модели, представляющие собой суперпозиции однородных пуассоновских потоков с переменными интенсивностями:

- эмпирические данные;
- перемешанные данные, полученные случайной перестановкой эмпирических данных с целью исключения корреляционных связей между последовательными фрагментами;
- перемешанные данные, коррелированные с помощью алгоритма Шрайбера–Шмитца [9] для получения значения показателя Херста, соответствующего долговременной зависимости эмпирических данных, определенного флуктуационным анализом с исключением тренда из эмпирических данных потока пользовательских запросов к узлу согласно методике, изложенной в [10].

На рис. 3, 4 в качестве характеристик автокорреляционных связей показаны зависимости плотности вероятности интервалов между запросами от нормированного временного интервала для стационарных последовательностей (рис. 3:  $a$  – 15-е сутки наблюдения;  $b$  – 85-е сутки) и для нестационарных последовательностей (рис. 4:  $a$  – 48-е сутки наблюдения;  $b$  – 60-е сутки). Зависимости эмпирических данных показаны кривыми 1; данных, полученных случайной перестановкой фрагментов, – кривыми 2; данных, перемешанных по алгоритму Шрайбера–Шмитца, – кривыми 3. Сплошными линиями изображены аппроксимации зависимостей  $q$ -экспоненциальным распределением. На врезках показаны примеры зависимостей интенсивностей, полученных указанными методами (номера зависимостей совпадают с обозначениями кривых).

Из рис. 3, 4 следует, что  $q$ -экспоненциальное распределение хорошо описывает функции распределения вероятностей интервалов времени между

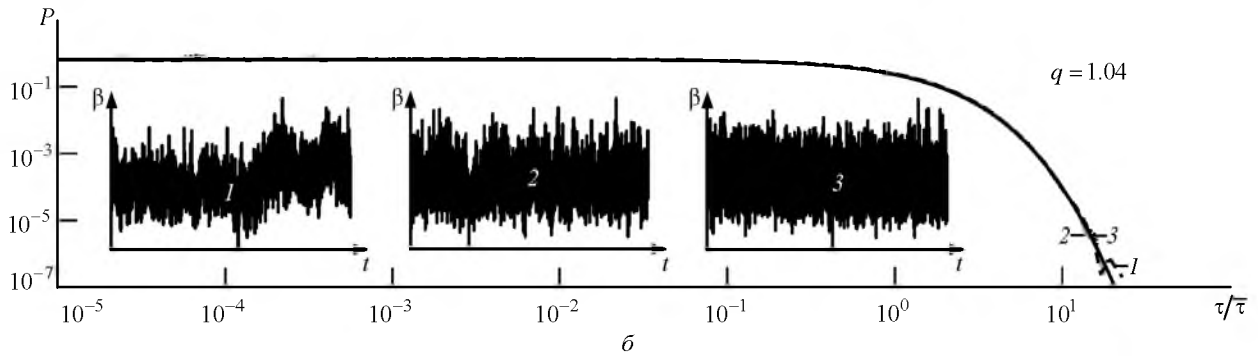
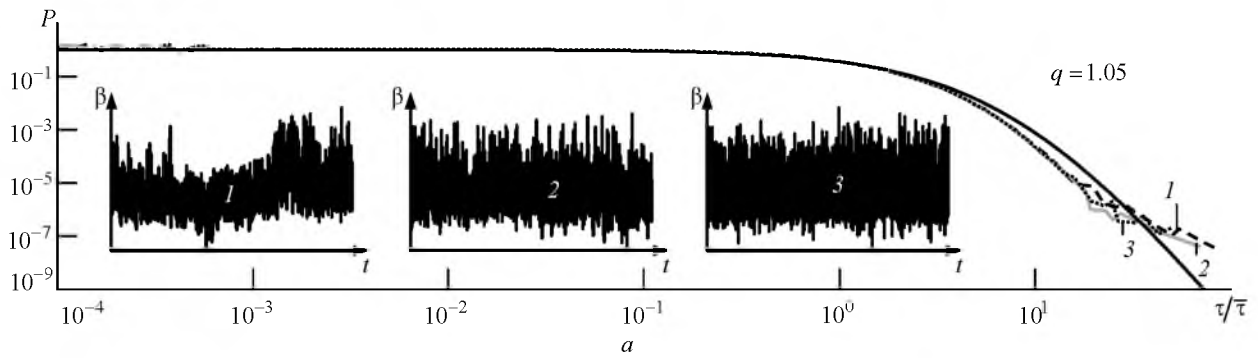


Рис. 3

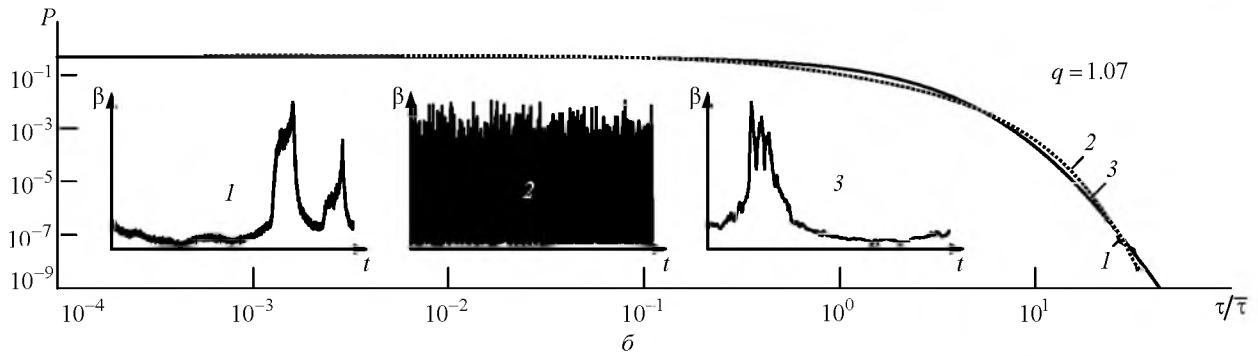
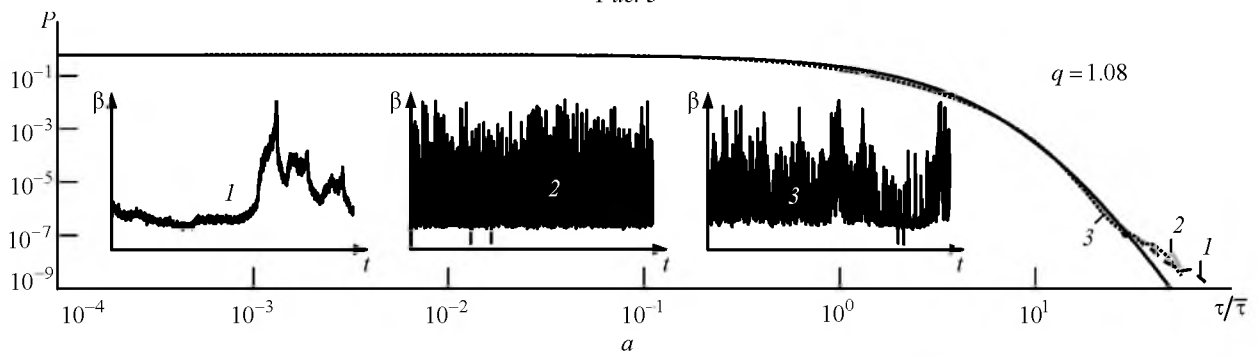


Рис. 4

запросами для всех случаев рассмотренной модели рядов интенсивностей как в стационарном, так и в нестационарном случаях, что хорошо согласуется с полученными авторами настоящей статьи ранее результатами для других сетевых узлов [11]. Полученные результаты свидетельствуют о том, что перестановка фрагментов с различными интенсивностями  $\beta$  не изменяет вида распределения  $P(\beta)$ . Это подтверждает справедливость суперстатистического подхода в целом и выражения (1) в частно-

сти для потока с переменной интенсивностью, вне зависимости от порядка следования фрагментов с различной интенсивностью запросов.

Наряду с этим очевидно, что рассмотренная перестановка фрагментов изменяет автокорреляционные свойства последовательностей интервалов времени между пользовательскими запросами к исследуемому узлу сети. Поэтому на заключительном этапе представленного исследования проведено моделирование системы массового



обслуживания (СМО) для определения влияния корреляционных свойств при оценке требований к пропускной способности сетевого узла. Входными данными для модели СМО являлись интервалы времени между запросами и времена обслуживания, извлеченные как из эмпирических записей трафика, так и из синтезированных потоков запросов (соответствующих исходным, перемешанным и коррелированным рядам интенсивностей пользовательских запросов). Синтезированные данные формировались на основе рассмотренной суперстатистической модели. Эмпирический поток запросов пользователя в каждом фрагменте заменялся пуассоновским потоком с локальной интенсивностью  $\beta$ , взятой из соответствующего фрагмента. Перемешанные данные получены перестановкой фрагментов исходных данных. Затем перемешанные данные коррелировались, чтобы сгенерировать коррелированные данные.

Ключевым выходным параметром, характеризующим производительность СМО, является среднее время, проведенное пользовательской заявкой в системе от момента поступления до завершения обслуживания (так называемое среднее время пребывания). Для проверки точности предложенной модели среднее время пребывания, полученное моделированием СМО с синтезированными данными, сравнивалось со средним временем, полученным при моделировании СМО с использованием эмпирических данных, а также с его оценкой согласно аналитической формуле Кингмана [12].

Формула Кингмана является приближением для оценки среднего времени ожидания в СМО G/G/1 – одноканальной СМО с произвольно распределенными интервалами времени между запросами и длительностями обслуживания. Формула Кингмана имеет вид [11]

$$\bar{W}_q = \frac{\bar{v}}{c} \left[ \frac{U}{1-U} \right] \left[ \frac{\rho_\tau^2 + \rho_v^2}{2} \right],$$

где  $\bar{v}$  – средний объем информации, передаваемый по каналу связи при выполнении одного запроса;  $c$  – пропускная способность используемого канала связи;  $U$  – коэффициент использования системы;  $\rho_\tau = \sigma_\tau / \bar{\tau}$ ,  $\rho_v = \sigma_v / \bar{v}$  – коэффициенты вариации интервалов времени между запросами и времени обслуживания запросов соответственно, определяемые как стандартное отклонение случайной величины, деленное на ее среднее значение. Среднее время пребывания запроса в СМО  $\bar{W}$  вычисляется как сумма среднего времени ожидания обработки  $\bar{W}_q$ , полученной на основе формулы Кингмана, и среднего времени обслуживания.

Сравнение полученных результатов с простейшей СМО M/M/1 не выполнялось, поскольку в предыдущих исследованиях авторов статьи [2], [3] показана ее низкая эффективность при описании неоднородных потоков данных в сетях, в результате чего M/M/1 сильно недооценивает производительность СМО.

На рис. 5 показаны результаты оценки среднего времени пребывания запроса в СМО, получен-

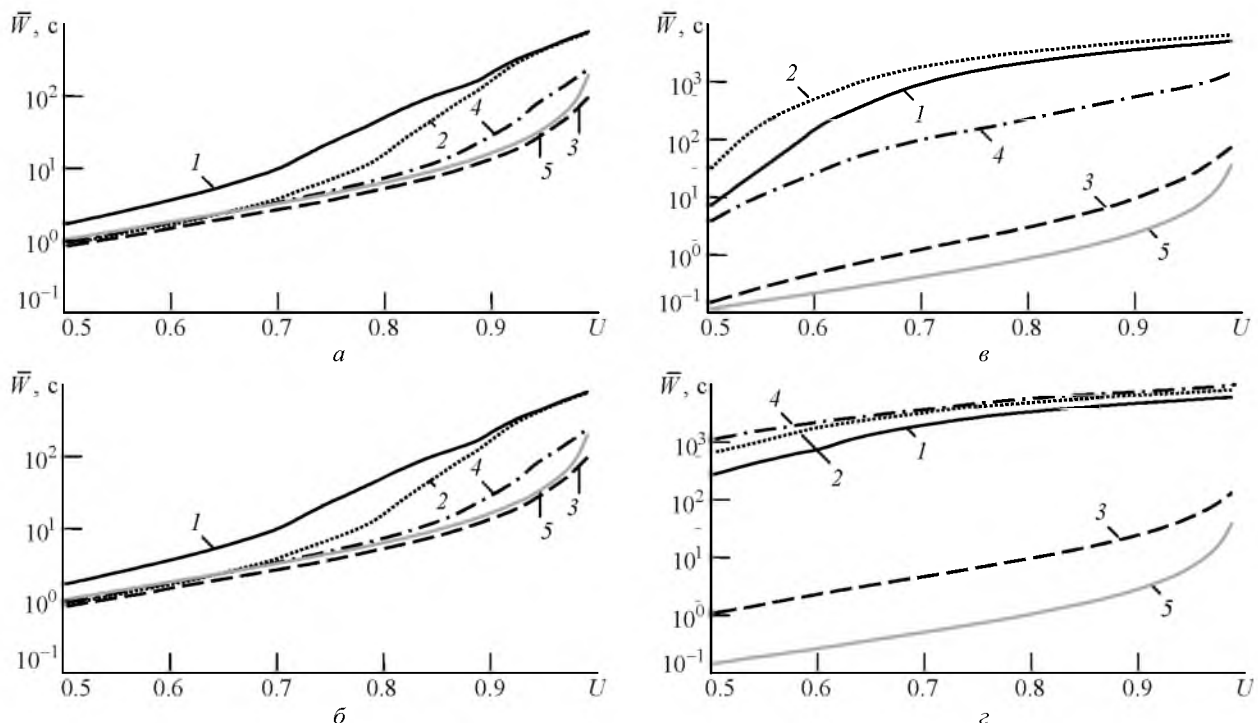


Рис. 5

ные при ее моделировании, для стационарной динамики запросов (рис. 5:  $a$  – 15-е сутки наблюдения;  $b$  – 85-е сутки) и для нестационарной динамики (рис. 5:  $v$  – 48-е сутки;  $z$  – 60-е сутки). Зависимости 1 соответствуют наличию в СМО запросов с эмпирическими потоками трафика; зависимости 2 – замене фрагментов эмпирических потоков пуассоновскими потоками с той же интенсивностью  $\beta$ ; 3 – потоку запросов с перемешанными фрагментами; 4 – коррелированным потокам запросов с перемешанными фрагментами; 5 – результаты оценки среднего времени пребывания запросов в системе на основе формулы Кингмана.

Зависимости показывают, что приближение, основанное на формуле Кингмана, недооценивает эмпирическое среднее время пребывания на один-два порядка при высоком коэффициенте использования системы для обработки коррелированных интенсивностей запросов. Напротив, с помощью альтернативной суперстатистической модели, учитывающей автокорреляционные свойства ряда интенсивностей, отражающих эффекты долговременной зависимости, эта недооценка может быть уменьшена более чем на один порядок.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Park K., Willinger W. Self-Similar Network Traffic and Performance Evaluation. URL: [http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/047120644X.fmatter\\_insub/summary](http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/047120644X.fmatter_insub/summary) (дата обращения: 16.09.2017).
2. Universal Model for Collective Access Patterns in the Internet Traffic Dynamics: A Superstatistical Approach / A. Tamazian, V. D. Nguyen, O. A. Markelov, M. I. Bogachev // EPL (Europhysics Letters). 2016. Vol. 115, iss. 1. P. 10008. URL: <http://iopscience.iop.org/article/10.1209/0295-5075/115/10008/meta> (дата обращения: 16.09.2017).
3. Вьет Нгуен Дык, Тамазян А. С. Модель сетевого трафика на основе суперпозиции однородных потоков пользовательских запросов // Изв. вузов России. Радиоэлектроника. 2017. № 1. С. 40–44.
4. URL: <http://ita.ee.lbl.gov> (дата обращения: 05.02.2017).
5. Dickey D. A., Fuller W. A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root // J. of The American Statistical Association. 1979. Vol. 74, iss. 366. P. 427–431.
6. Beck C., Cohen E. D. G. Superstatistics // Physica A. 2003. Vol. 322. P. 267–275.
7. Briggs K., Beck C. Modelling Train Delays with q-exponential Functions // Physica A. 2007. Vol. 378. P. 498–504.
8. Markelov O., Duc V. N., Bogachev M. Statistical Modeling of the Internet Traffic Dynamics: To Which Extent Do We Need Long-Term Correlations? // Physica A, 2017. Vol. 485. P. 48–60. URL: <https://doi.org/10.1016/j.physa.2017.05.023> (дата обращения: 16.09.2017).
9. Thomas S., Schmitz A. Surrogate Time Series // Physica D. 2000. Vol. 142, iss. 3. P. 346–382.
10. Kantelhardt J. W. Detecting Long-Range Correlations with Detrended Fluctuation Analysis // Physica A. 2001. Vol. 295. P. 441–454.
11. Temporal Clustering Effects in the Network Traffic Evaluated by Queueing System Performance / Viet Nguyen Duc, A. Tamazian, O. Markelov, M. Bogachev // IEEE NW Russia Young Res. in Electric and Electronic Eng. Conf., 2016 Feb. 2–3. P. 370–372. URL: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7448196/> (дата обращения: 16.09.2017).
12. Kingman J. F. C. The Single Server Queue in Heavy Traffic // Mathematical Proc. of the Cambridge Philosophical Society. Cambridge: Cambridge University Press, 1961. Vol. 57, iss. 04. P. 902–904.

Статья поступила в редакцию 31 мая 2017 г.

**Для цитирования:** Вьет Нгуен Дык, Маркелов О. А., Богачев М. И. Моделирование агрегированного сетевого трафика узла инфокоммуникационной сети на основе суперстатистического подхода с учетом эффектов долговременной зависимости и нестационарного характера пользовательской активности // Изв. вузов России. Радиоэлектроника. 2017. № 5. С. 47–53.

**Вьет Нгуен Дык** – аспирант кафедры радиотехнических систем Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина). Окончил Технический университет г. Ханой (2010) по специальности "Радиоэлектронные и телекоммуникационные системы". Автор шести научных публикаций. Сфера научных интересов – телекоммуникационные и инфокоммуникационные системы; математическое моделирование; системы массового обслуживания.  
E-mail: [ndvietleti@gmail.com](mailto:ndvietleti@gmail.com)

**Маркелов Олег Александрович** – кандидат технических наук (2014), доцент кафедры радиотехнических систем Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина). Автор более 40 научных работ. Сфера научных интересов – статистический анализ динамических систем; анализ и прогнозирование временных рядов; прикладная статистика.  
E-mail: [OAMarkelov@etu.ru](mailto:OAMarkelov@etu.ru)

**Богачев Михаил Игоревич** – кандидат технических наук (2006), доцент (2011), ведущий научный сотрудник (2014) кафедры радиотехнических систем Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина). Автор более 100 научных публикаций. Сфера научных интересов – исследование структурной организации и динамического поведения сложных систем различной физической природы; математическое моделирование сложных систем.  
E-mail: [mibogachev@etu.ru](mailto:mibogachev@etu.ru)

Viet Nguyen Duc, O. A. Markelov, M. I. Bogachev  
Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI"

## Aggregated Network Traffic Modeling based on Superstatistical Approach with Account of Long-Term Dependence and Non-Stationary Dynamics Effects

**Abstract.** A superstatistical approach that takes into account the long-term correlation and the non-stationary dynamics is proposed for modelling aggregated traffic with non-stationary dynamics. By means of queuing system simulation, it is shown that traditional approximation based on Kingman's formula underestimates the average sojourn time by up to two decades at high utilization. On the contrary, the use of alternative superstatistical model taking into account the long-term correlation, this underestimation can be reduced by more than one decade.

**Key words:** Network Traffic, Long-Term Correlation, Performance of Queuing System, Superstatistics

## REFERENCES

1. Park K., Willinger W. Self-Similar Network Traffic and Performance Evaluation. Available at: [http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/047120644X.fmatter\\_indsub/summary](http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/047120644X.fmatter_indsub/summary) (accessed: 16.09.2017).
2. Tamazian A., Nguyen V. D., Markelov O. A., Bogachev M. I. Universal Model for Collective Access Patterns in the Internet Traffic Dynamics: A Superstatistical Approach. EPL (Europhysics Letters). 2016, vol. 115, no. 1, p. 10008. Available at: <http://iopscience.iop.org/article/10.1209/0295-5075/115/10008/meta> (accessed: 16.09.2017).
3. Viet Nguyen Duc, Tamazian A. S. Network Traffic Model Based on Superposition of Single User Requests Flows. *Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenii Rossii. Radioelektronika* [Journal of the Russian Universities. Radioelectronics]. 2017, no. 1, pp. 40–44. (In Russian)
4. Available at: <http://ita.ee.lbl.gov> (accessed: 05.02.2017).
5. Dickey D. A., Fuller W. A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root. J. of the American Statistical Association. 1979, vol. 74, no. 366, pp. 427–431.
6. Beck C., Cohen E. D. G. Superstatistics. *Physica A*. 2003, vol. 322, pp. 267–275.
7. Briggs K., Beck C. Modelling Train Delays with q-exponential Functions. *Physica A*. 2007, vol. 378, pp. 498–504.
8. Markelov O., Duc V. N., Bogachev M. Statistical Modeling of the Internet Traffic Dynamics: To Which Extent Do We Need Long-Term Correlations? *Physica A*. 2017, vol. 485, pp. 48–60. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.physa.2017.05.023> (accessed: 16.09.2017).
9. Thomas S., Schmitz A. Surrogate Time Series. *Physica D*. 2000, vol. 142, no. 3, pp. 346–382.
10. Kantelhardt J. W. Detecting Long-Range Correlations with Detrended Fluctuation Analysis. *Physica A*. 2001, vol. 295, pp. 441–454.
11. Duc Viet Nguyen, Tamazian A., Markelov O., Bogachev M. Temporal Clustering Effects in the Network Traffic Evaluated by Queueing System Performance. IEEE NW Russia Young Res. in Electric and Electronic Eng. Conf. 2016, Feb. 2–3, pp. 370–372. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7448196/> (accessed: 16.09.2017).
12. Kingman J. F. C. The Single Server Queue in Heavy Traffic. *Mathematical Proc. of the Cambridge Philosophical Society*. Cambridge, Cambridge University Press. 1961, vol. 57, no. 04, pp. 902–904.

Received May, 31, 2017

**For citation:** Viet Nguyen Duc, Markelov O. A., Bogachev M. I. Aggregated Network Traffic Modeling based on Superstatistical Approach with Account of Long-Term Dependence and Non-Stationary Dynamics Effects. *Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenii Rossii. Radioelektronika* [Journal of the Russian Universities. Radioelectronics]. 2017, no. 5, pp. 47–53. (In Russian)

**Viet Nguyen Duc** – Dipl.-engineer in radio electronics and telecommunication systems (2010, Hanoi University of Science and Technology), postgraduate student of the Department of Radio Equipment Systems of Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI". The author of six scientific publications. Area of expertise: telecommunication and infocommunication systems; mathematical modelling queuing systems.  
E-mail: [ndvietleti@gmail.com](mailto:ndvietleti@gmail.com)

**Oleg A. Markelov** – Ph.D. in Engineering (2014), associate professor at the Department of Radio Engineering Systems of Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI". Author of more than 40 scientific publications. Area of expertise: statistical analysis of the dynamic systems, time series analysis, applied statistics.  
E-mail: [OAMarkelov@etu.ru](mailto:OAMarkelov@etu.ru)

**Mikhail I. Bogachev** – Ph.D. in Engineering (2006), associate professor (2011), the leading researcher (2014) of the Department of Radio Equipment Systems of Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI". Author of more than 100 research papers. Area of expertise: structural and dynamical analysis of complex systems with various physical origin; computer simulations of complex systems.  
E-mail: [mibogachev@etu.ru](mailto:mibogachev@etu.ru)