

DOI: 10.18469/ikt.2023.21.4.03

Likhttsinder Boris Yakovlevich, Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, 23, L. Tolstoy Street, Samara, 443010, Russian Federation; Doctor of Technical Science, Professor of Networks and Communication Systems Department. Tel. +7 846 333-47-69. E-mail: lixt@psuti.ru

Privalov Alexander Yurievich, Samara National Research University, 34, Moskovskoye shosse, Samara, 443086, Russian Federation; Professor of the Chair of Applied Mathematics and Physics, Doctor of Technical Science. Tel. +7 846 332-56-07. E-mail: privalov1967@gmail.com

References

1. Dyhnenko L.M. et al. *Fundamentals of modeling complex systems: Textbook for University*. Ed. by I.V. Kuzmin. Kiev: Vyshcha shkola, 1981. 359 p. (In Russ.)
2. Vishnevsky V.M., Dudin A.N. Queueing systems with correlated arrival flows and their applications to modeling telecommunication networks. *Avtomatika i telemekhanika*, 2017, no. 8, pp. 3–59. (In Russ.)
3. Neuts M.F. Versatile Markovian point process. *Journal of Applied Probability*, 1979, vol. 16, no. 4, pp. 764–779. DOI: <https://doi.org/10.2307/3213143>. (In Russ.)
4. Dudin A.N., Klimenok V.I. *Queueing systems with correlated flows*. Minsk: BSU, 2000. 175 p. (In Russ.)
5. Lichtzinder B.Ya. *Traffic of multiservice access networks (interval analysis and design)*. Moscow: Goryachaya liniya-Telekom, 2018, 290 p. (In Russ.)
6. Likhttsinder B.Ya., Bakay Yu.O. Models of group Poisson flows in telctommunicftions traffic control. *Vestnik Samarskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Tekhnicheskie nauki*, 2020, vol. 28, no. 3, pp. 75–89.
7. Likhttsinde B.Ya., Kitaeva E.V., Privalov A.Yu. Queue analysis for video traffic using the generalized interval method. *Information Technology and Nanotechnology (ITNT-2022): VIII International Conference*. Samara, 2022, pp. 1–4. DOI: 10.1109/ITNT55410.2022.9848604
8. Ramaswami V. The N/G/1 queue and its detailed analysis. *Advances in Applied Probability*, 1980, vol. 12, no. 1, pp. 222–261. DOI: <https://doi.org/10.2307/1426503>
9. Lakatos L., Szeidl L., Telek M. *Introduction to Queueing Systems with Telecommunication Applications*. Springer, 2013, 388 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-5317-8>
10. Singh G., Gupta U.C., Chaudhry M.L. Detailed computational analysis of queueingtime distributions of the BMAP/G/1 queue using roots. *Journal of Applied Probability*, 2016, vol. 53, pp. 1078–1097.
11. Dudin A.N., Piscopo R., Manzo R. Queue with group admission of customers. *Computer and Operations Research*, 2015, vol. 61, pp. 89–90.
12. Lichtzinder B.Ya., Moiseev V.I., Privalov A.Yu. Second moments of queues in queueing systems with group Poisson flows. *Informacionnye tekhnologii i nanotekhnologii n (ITNT-2023): materialy IX Mezhdunarodnoj konferencii i molodezhnoj shkol*. Samara, 2023, pp. 050192. (In Russ.)

Received 20.11.2023

СИСТЕМЫ И УСТРОЙСТВА ТЕЛЕКОММУНИКАЦИЙ

УДК 004.032.26

ГРУППОВЫЕ ГАММА-ПОТОКИ И НЕЙРОСЕТИ В МОДЕЛИРОВАНИИ СОВРЕМЕННОГО ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННОГО ТРАФИКА

Лихтциндер Б.Я.¹, Привалов А.Ю.², Максимова Т.Д.¹

¹ Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, Самара, РФ

² Самарский национальный исследовательский университет имени С.П. Королева, Самара, РФ

E-mail: lixt@psuti.ru, privalov.ayu@ssau.ru, td.pavlova@psuti.ru

В данной работе в качестве цели моделирования телекоммуникационного трафика рассматривается образование очередей в системе M/D/1 с близкими к реальным статистическим характеристикам первых двух порядков. В качестве входного в систему рассматривается групповой поток с постоянным размером пачки и расстоянием между прибытиями, подчиняющимся принципу гамма-распределения. Эти параметры определяются с помощью нейронной сети, которая обучена определять параметры таких входных потоков по статистическим характеристикам очереди при различных нагрузках прибора. Получены и представлены результаты, демонстрирующие хорошее приближение при аппроксимации с использованием гамма-потоков, параметры которых оцениваются с помощью нейросети. Показана практическая полезность рассматриваемого подхода и перспективы использования нейросетей для решения практических задач с применением теории очередей.

Ключевые слова: система массового обслуживания, неординарный входной поток, моменты очереди, нейронная сеть, гамма-распределение

Введение

При моделировании сетей телекоммуникаций часто необходимо имитировать поведение очереди, создаваемой реальным трафиком в узлах сети. При этом, совпадение статистических характеристик самого модельного трафика с реальным прототипом может быть не так важно, как совпадение статистических характеристик, создаваемых этими двумя трафиками очередей.

Примером такой ситуации может служить моделирование прохождения некоторого потока, называемого меченым, через телекоммуникационный узел, моделируемый системой массового обслуживания. Кроме меченого, через этот узел проходят и другие потоки, называемые фоновыми. Они интересуют нас лишь постольку, поскольку создают очередь, в которой участвует и меченый поток. Поэтому относительно фоновых потоков (в отличие от меченого) нам важны именно характеристики создаваемой ими очереди, а не характеристики трафика, как такового.

В [1] показано, как групповой пуассоновский поток может использоваться в такого рода задачах. Его использование удобно, так как параметры потока, приближающие очередь, им создаваемую, к реальной очереди, могут быть найдены аналитическим путем. Однако, приближение может быть не слишком хорошим.

В данной работе мы предлагаем новый подход к решению такой задачи. В качестве модельного трафика предлагается использовать групповой поток, в котором интервал между прибытиями пачек заявок подчиняется принципу гамма-распределения. Экспоненциальное распределение интервала между прибытиями, при котором такой поток становится пуассоновским, является частным случаем гамма-распределения. Таким образом, модель группового гамма-потока оказывается шире по своим возможностям, чем групповой пуассоновский поток.

Однако, для гамма-потока отсутствуют аналитические формулы в отношении статистических характеристик очереди в системе массового обслуживания, а вычисление параметров потока, прибли-

жающих реальную очередь, сопряжено с большими сложностями, так как на каждом шаге минимизации различий между статистическими характеристиками очередей приходится производить имитационное моделирование очереди гамма-потока с очередным подбором пробных значений параметров.

В данной работе мы предлагаем следующий подход к этой проблеме – обучить нейронную сеть оценивать параметры гамма-потока, создающего очередь, подавая ей на вход данные о зависимости средней очереди и дисперсии очереди от загрузки прибора (канала). После обучения на вход такой нейросети мы подадим данные об очереди, создаваемой реальным трафиком, и она оценит параметры гамма-потока, наиболее близкого к реальному.

Понятно, что обучение нейросети – процесс, подразумевающий высокую сложность вычислений. Но зато после обучения, оценка параметров для подаваемых на вход данных происходит практически мгновенно.

Заметим, что применение нейросетей в задачах, относимых к теории очередей, пока не очень распространено. В [2] приведен обзор современного состояния при применении машинного обучения (в том числе нейросетей) для задач теории очередей, из которого видно, что до сего времени нейронные сети использовались только для оценки параметров самих систем массового обслуживания с известной структурой, когда им на вход подавался известный трафик. В данной же работе предлагается использование нейросетей для оценки параметров входного трафика в систему массового обслуживания, и такой вид использования представляется новым. В данной работе приведены результаты, демонстрирующие возможность применения такого подхода.

Модель группового гамма-потока.

Постановка задачи

Рассматривается поток заявок, в котором заявки всегда приходят пачками по B штук, где $B = const$ – параметр модели. Интервалы времени между прибытиями пачек заявок являются независимыми одинаково распределенными случайными величинами.

нами, подчиняющимися принципу гамма-распределения с плотностью:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{x^{k-1} e^{-x/\theta}}{\theta^k \Gamma(k)}, & x \geq 0; \\ 0, & x < 0. \end{cases}$$

где k и θ – параметры распределения. В такой параметризации θ – это параметр масштаба, и в нашем случае его можно приравнять к 1. Таким образом, поток заявок задается двумя параметрами – k и B .

Этот поток является входным для системы массового обслуживания (СМО) G/D/1. Постоянное время обслуживания заявки τ задается таким образом, чтобы коэффициент загрузки прибора ρ был бы равен заданному: $\tau = \rho M(X) = \rho k$ (так как $M(X) = \theta$).

Обозначим через $Q_i(\rho)$ $t \geq 0$ очередь в данной СМО с коэффициентом загрузки прибора ρ в момент времени t , а через $\overline{Q(\rho)}$ и $DQ(\rho)$ – эмпирические математическое ожидание и дисперсию очереди, полученные по достаточно продолжительной реализации $Q_i(\rho)$.

Для каждого значения $\{\rho_n\}_{n=1,\dots,N}$ из некоторого набора, рассмотрим соответствующие множества $\{\overline{Q(\rho_n)}\}_{n=1,\dots,N}$.

Задача состоит в том, чтобы оценить параметры k и B , при которых оба этих множества значений были бы близки к значениям $\{\overline{Q^*(\rho_n)}\}_{n=1,\dots,N}$ и $\{DQ^*(\rho_n)\}_{n=1,\dots,N}$ для очереди в данной СМО, полученной при подаче на вход достаточно длинной трассы реального трафика.

Аналитических выражений для этих величин в СМО с таким входным потоком не существует, поэтому для оценки параметров будем использовать нейросеть.

Описание используемой нейросети

Для демонстрации возможности такого подхода обучим достаточно простую нейросеть (рисунок 1), где приведено стандартное графическое представление нейросети, генерируемое библиотекой Keras языка Python, использовавшейся в данной работе. Для эксперимента возьмем 9 значений ρ , минимальное - 0,1, максимальное - 0,9, и, учитывая, что, таким образом, входных значений у нейронной сети получится 18 (9 математических ожиданий и 9 дисперсий), обозначим их как $\{x_n\}_{n=0,\dots,17}$ согласно принятой в области нейросетей традиции нумерации с нуля. При этом

$$\begin{cases} x_n = \frac{\overline{Q(\rho_{n+1})} - C_{n+1}}{S_{n+1}}, n = 0, \dots, 8; \\ x_n = \frac{DQ(\rho_{n-8}) - C_{n+1}}{S_{n+1}}, n = 9, \dots, 17. \end{cases}$$

где $\{\rho_n\}_{n=1,\dots,9}$, а $\{C_n\}_{n=1,\dots,18}$ и $\{S_n\}_{n=1,\dots,8}$ – центрирующие и нормирующие по соответствующему входу величины, вычисляемые по множеству обучающих примеров объемом M по следующим формулам:

$$\begin{cases} \tilde{N}_n = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} x_{n-1,i}, & n = 1, \dots, 18; \\ x_n = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} x_{n-1,i}^2 - C_n^2}, & n = 1, \dots, 18. \end{cases}$$

где $x_{n,i}$ – значение на входе n обучающего примера i . Такая нормировка производится для того, чтобы на всех входах данные лежали примерно в одинаковом диапазоне, что повышает качество работы нейросети.

После входа идут два полностью связанных слоя нейросети, в каждом из которых по 16 нейронов, у каждого на выходе функция активации *ReLU*, а далее – два выходных нейрона – один оценивает параметр k гамма-потока, а второй - размер пачки B . У выходных нейронов функция активации отсутствует. Это одна из типичных архитектур нейросети для решения задачи регрессии параметров входных данных.

В качестве функции потерь, минимизируемой при обучении нейросети, использовалось среднеквадратическое отклонение.

Для повышения точности важным является вопрос выбора значений $\{\rho_n\}_{n=1,\dots,9}$. Равномерный шаг по ρ от 0,1 до 0,9 не является оптимальным решением, так как входные данные приближаются с одинаковой относительной погрешностью, что при больших ρ , приводит к большой абсолютной погрешности приближения $\{\overline{Q(\rho_n)}\}$ и $\{DQ(\rho_n)\}, n = 1, \dots, N$.

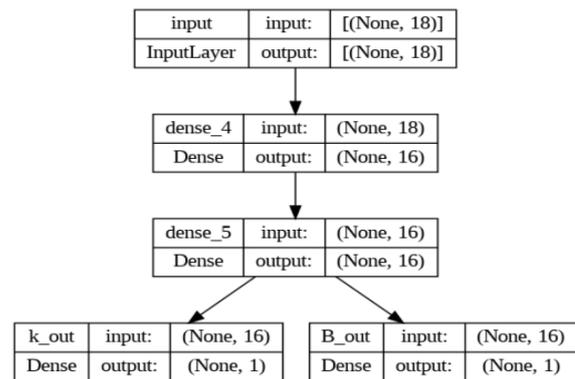


Рисунок 1. Архитектура нейронной сети

Заметно большую точность дает разделение интервала $[0,1; 0,9]$ на 8 интервалов так, чтобы для самой быстрорастущей зависимости $\overline{Q(\rho_n)}$ из рассматриваемого семейства, для каждого интервала $[\rho_n, \rho_{n+1})$ выполнялось условие:

$$(\rho_{n+1} - \rho_n)(\overline{Q(\rho_{n+1})} - \overline{Q(\rho_n)}) = const \quad \forall_n = 1, \dots, 8$$

Определить нужные величины ρ можно численно, приняв $\rho_1=0,1$, $\rho_9=0,9$, и подобрав сначала такое значение ρ_5 , что $(\rho_5 - \rho_1)(\overline{Q(\rho_5)} - \overline{Q(\rho_1)}) = (\rho_9 - \rho_5)(\overline{Q(\rho_9)} - \overline{Q(\rho_5)})$, а потом аналогичным образом найти ρ_3 , используя известные ρ_1 и ρ_5 , ρ_7 и известные ρ_5 и ρ_9 и т. д.

Для обучающей и контрольной выборки методом имитационного моделирования было сгенерировано 3000 трасс гамма-потоков со случайными параметрами, длина каждой трассы 200000. 2500 трасс составляли обучающую выборку, 500 трасс – контрольную. Для каждой трассы были посчитаны величины $\{\overline{Q(\rho_n)}\}_{n=1, \dots, N}$ и $\{DQ(\rho_n)\}_{n=1, \dots, N}$, подаваемые на вход нейросети. Соответствующие каждой трассе параметры использовались для обучения с учителем и для тестового контроля.

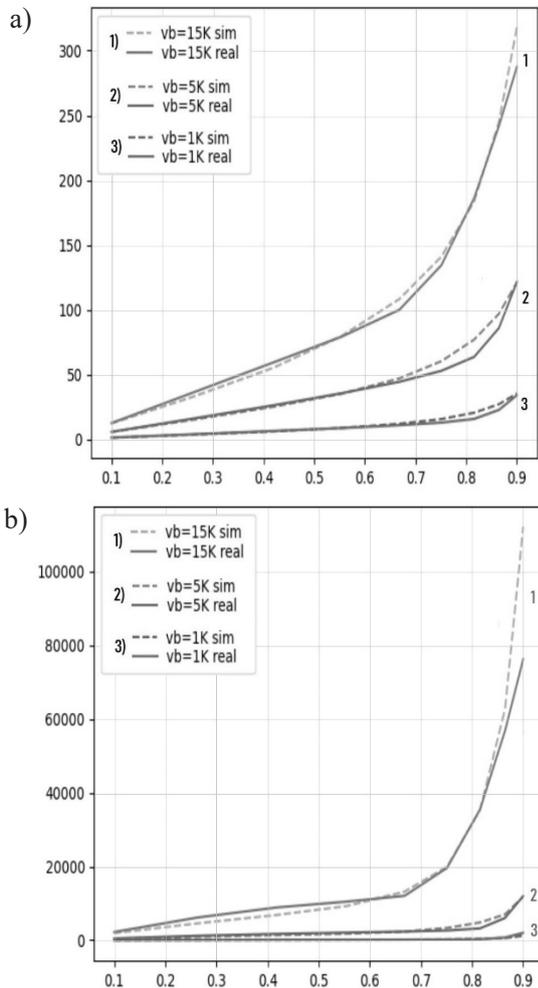


Рисунок 2. Результаты для приближения гамма-потоков с использованием нейросети: а) Средняя очередь пакетов в потоке; б) Дисперсия очереди пакетов в потоке

Именно генерация методом имитационного моделирования всех примеров занимает более 99% времени проведения такого эксперимента.

Оценка с применением аналитических выражений для сравнения

Для того, чтобы сравнить качество полученных результатов, попробуем приблизить статистические характеристики очереди реального трафика с помощью групповых пуассоновских потоков, для которых мы можем использовать обобщение формул Поллачека-Хинчина, полученных в [3] для СМО G/D/1 интервальным методом. Приведем их здесь в упрощенном виде для постоянного размера пачки B.

$$\overline{Q}(\rho) = \frac{\rho B}{2(1-\rho)} - \frac{\rho}{2} \tag{1}$$

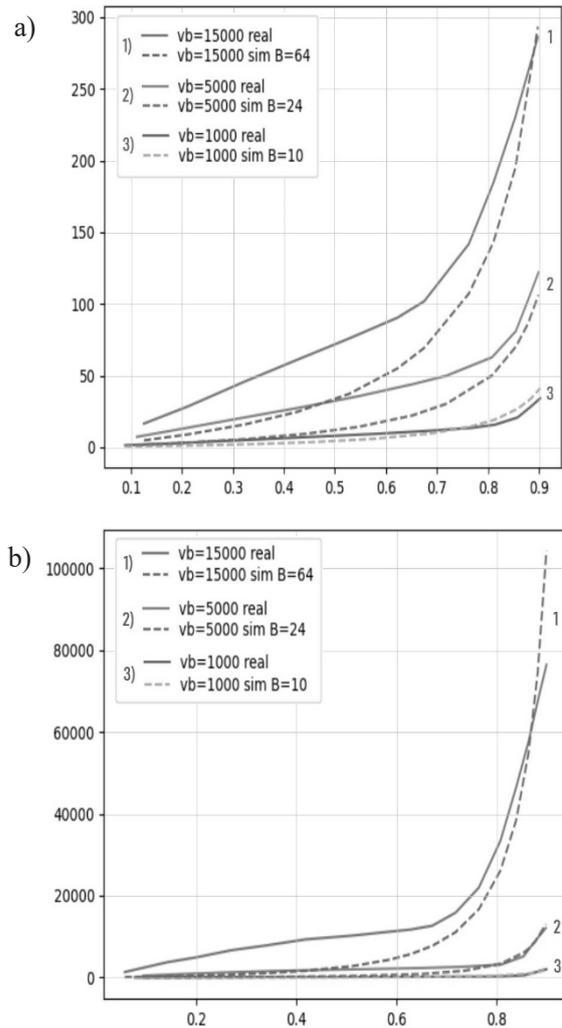


Рисунок 3. Результаты для приближения пуассоновским потоком: а) Средняя очередь пакетов в потоке; б) Дисперсия очереди пакетов в потоке

$$DQ(\rho) = \frac{\rho B - \rho(1-\rho)}{4(1-\rho)^2} (\rho B + \rho^2 - 3\rho + 2) + \frac{\rho^3 + \rho B^2 + 3\rho^2 B - 3\rho B - 3\rho^2 + 2\rho}{3(1-\rho)} \tag{2}$$

где $\rho = \lambda \tau B$, λ – интенсивность потока, τ – постоянное время обслуживания одной заявки.

Имея значения статистических характеристик очереди реального трафика $\{\overline{Q^*(\rho_n)}\}_{n=1\dots N}$ и $\{DQ^*(\rho_n)\}_{n=1\dots N}$, мы можем методом наименьших квадратов минимизировать по параметру B отклонение аналитических кривых (1), (2) от реальных значений при соответствующих нагрузках, и это даст нам приближение реального трафика групповым пуассоновским потоком в смысле порождаемой очереди. Заметим, что в описанных ниже экспериментах мы использовали метод наименьших взвешенных квадратов с весами, обратно пропорциональными значениям соответствующих $\{\overline{Q^*(\rho_n)}\}_{n=1\dots N}$ и $\{DQ^*(\rho_n)\}_{n=1\dots N}$, так как они сильно различаются по величине. То есть, по параметру B минимизировалась следующая величина:

$$J = \sum_{n=1}^N \left(\frac{(\overline{Q^*(\rho_n)} - Q(\rho_n))^2}{\overline{Q^*(\rho_n)}} \right) + \frac{(DQ^*(\rho_n) - DQ(\rho_n))^2}{DQ^*(\rho_n)},$$

где $\overline{Q^*(\rho_n)}$ и $DQ^*(\rho_n)$ – константы, найденные в результате имитационного моделирования очереди реального трафика, а $Q^*(\rho_n)$ и $DQ^*(\rho_n)$ вычисляются по формулам (1, 2).

Заключение

Эксперименты проводились на трассах видеотрафика стандарта H264 с различными значениями параметра кодирования (размером видеобуфера). Результаты, представленные на рисунках 2 и 3, с очевидностью демонстрируют большее приближение при использовании гамма-потоков, параметры которых оцениваются с помощью нейросети.

Это иллюстрирует практическую полезность данного подхода, и перспективы использования нейросетей для решения практических задач, где применяется теория очередей. Кроме собственно имитационного моделирования, в качестве примера возможного применения такого подхода можно предложить, например, обучать нейросеть оценивать в реальном времени вероятность переполнения буфера в телекоммуникационном узле при большой нагрузке. Если использовать при обучении реальный трафик, то его нужно очень много, так как переполнение буфера в реальном оборудовании связи при штатной работе – это довольно редкое событие. Если же использовать искусственно генерируемый трафик, параметры которого, которые также определены с помощью нейросети, позволяют получать близкие к реальным очереди, то его легко можно произвести в необходимом для т.н. предобучения нейросети количестве, а дообучить ее, в случае необходимости, на реальном трафике.

Литература

1. Лихтциндер Б.Я., Моисеев В.И., Привалов А.Ю.

- О возможности использования групповых пуассоновских потоков в имитационном моделировании // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2024): материалы X Международной конференции. Самара: Самарский университет, 2024. С. 8–11.
2. Vishnevsky V., Gorbunova A.V. Application of machine learning methods to solving problems of queuing theory // Information Technologies and Mathematical Modelling. Queueing Theory and Applications. 2022. Vol. 1605. P. 304–316. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-09331-9_24
3. Likhhtsinder B.J., Privalov A.Y., Moiseev V.I. Batch poissonian arrival models of multiservice network traffic // Problems of Information Transmission. 2023. Vol. 59, no. 1. P. 63–70. DOI: 10.1134/S0032946023010064
4. Лихтциндер Б.Я., Моисеев В.И. Групповые пуассоновские и гиперпуассоновские модели пакетного трафика // I-methods. 2022. Т. 14, № 3. URL: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_49871213_30704781.pdf (дата обращения: 26.04.2024).
5. Likhhtsinder B. Ya., Bakai Yu. O. Models of group poisson flows in telecommunication traffic control // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки. 2020. Т. 28, № 3 (67). С. 75–89.
6. Лихтциндер Б.Я. Интервальные характеристики групповых пуассоновских моделей трафика телекоммуникационных систем // Инфокоммуникационные технологии. 2020. Т. 18, № 3. С. 302–311.
7. Лихтциндер Б.Я. Трафик мультисервисных сетей доступа (интервальный анализ и проектирование). М.: Горячая линия - Телеком, 2018. 290 с.
8. Блатов И.А., Лихтциндер Б.Я. О предельных значениях длин очередей в СМО с пачечными потоками // Инфокоммуникационные технологии. 2018. Т. 16, № 2. С. 181–187.
9. Привалов А.Ю., Лихтциндер Б.Я. Интервальный анализ трафика многоканальных систем массового обслуживания // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки. 2023. Т. 31, № 2. С. 56–69.
10. Лихтциндер Б.Я. Особенности многоканальной обработки пачечного трафика // T-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2017. Т. 11, № 11. С. 30–33.

Получено 08.05.2024

Лихтциндер Борис Яковлевич, д.т.н., профессор, профессор кафедры сетей и систем связи Поволжского государственного университета телекоммуникаций и информатики (ПГУТИ). 443010, Российская Федерация, г. Самара, ул. Л. Толстого, 23. Тел. +7 846 333-47-69. E-mail: lixt@psuti.ru

Привалов Александр Юрьевич, д.т.н., заведующий кафедры прикладной математики и физики Самарского национального исследовательского университета имени академика С.П. Королева. 443086, Российская Федерация, г. Самара, ул. Московское шоссе, 34. Тел. +7 846 332-56-07. E-mail: privalov.ayu@ssau.ru

Максимова Татьяна Дмитриевна, помощник проректора по административно-хозяйственной работе ПГУТИ. 443010, Российская Федерация, г. Самара, ул. Л. Толстого, 23. Тел. +7 846 339-11-33 (доб. 108). E-mail: td.pavlova@psuti.ru

GROUP GAMMA-DISTRIBUTION AND NEURAL NETWORK IN OF THE LATEST TELECOMMUNICATION TRAFFIC MODELING

Likhttsinder B.Ya.¹, Privalov A.Yu.², Maksimova T.D.¹

¹ *Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, Samara, Russian Federation*

² *Samara National Research University, Samara, Russian Federation*

E-mail: lixt@psuti.ru, td.pavlova@psuti.ru, privalov.ayu@ssau.ru

This article considers queue formation in the M/D/1 system with statistical characteristics of the first two orders that are close to real, as the purpose of telecommunication traffic modeling. The input stream to the system is considered to be a group stream with constant parameters of the package and distance between arrivals, influenced by gamma distribution. These parameters are determined by a neural network trained to determine parameters of such input streams according to statistical characteristics of the queue at various loads of device. The results obtained demonstrate a good approximation with the use of gamma-ray fluxes. Parameters are evaluated with the use of the neural network. The practical usefulness of the considered approach and the prospects of using neural networks for practical tasks in solving which queue theory is used are provided.

Keywords: *queuing system, not ordinary entrance stream, queue moments, neural network, gamma distribution*

DOI: 10.18469/ikt.2023.21.4.04

Likhttsinder Boris Yakovlevich, Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, 23, L. Tolstoy Street, Samara, 443010, Russian Federation; Professor of Networks and Communication Systems Department, Doctor of Technical Science, Professor. Tel. +7 846 333-47-69. E-mail: lixt@psuti.ru

Privalov Alexander Yurievich, Samara National Research University, 34, Moskovskoe shosse, Samara, 443086, Russian Federation; Head of Applied Mathematics and Physics Department, Doctor of Technical Science, Professor. Tel. +7 846 332-56-07. E-mail: privalov.ayu@ssau.ru

Maksimova Tatiana Dmitrievna, Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, 23, L. Tolstoy Street, Samara, 443010, Russian Federation; Assistant to the vice-rector for administrative and economic work. Tel. +7 846 339-11-33 (ext. 108). E-mail: td.pavlova@psuti.ru

References

1. Lichtzinder B.Ya., Moiseev V.I., Privalov A.Yu. On the possibility of using group Poisson flows in simulation modeling. *Informacionnye tekhnologii i nanotekhnologii (ITNT-2024): materialy X Mezhdunarodnoj konferencii*. Samara: Samarskiy universitet, 2024, pp. 8–11. (In Russ.)
2. Vishnevsky V., Gorbunova A.V. Application of machine learning methods to solving problems of queuing theory. *Information Technologies and Mathematical Modelling. Queueing Theory and Applications*, 2022, vol. 1605, pp. 304–316. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-09331-9_24
3. Likhttsinder B.J., Privalov A.Y., Moiseev V.I. Batch poissonian arrival models of multiservice

- network traffic. *Problems of Information Transmission*, 2023, vol. 59, no. 1, pp. 63–70. DOI: 10.1134/S0032946023010064
4. Lichtzinder B.Ya., Moiseev V.I. Group Poisson and Hyperpoisson models of packet traffic. *I-methods*, 2022, vol. 14, no. 3. URL: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_49871213_30704781.pdf (accessed: 26.04.2024). (In Russ.)
 5. Likhttsinder B.Ya., Bakai Yu.O. Models of group poisson flows in telecommunication traffic control. *Vestnik Samarskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Tekhnicheskie nauki*, 2020, vol. 28, № 3 (67), pp. 75–89.
 6. Likhttsinder B.Ya. Interval characteristics of group poisson models of telecommunication systems traffic. *Infokommunikacionnye tehnologii*, 2020, vol. 18, no. 3, pp. 302–311. (In Russ.)
 7. Likhttsinder B.Ya. *Traffic of multiservice access networks (interval analysis and design)*. Moscow: Goryachaya liniya - Telekom, 2018, 290 p. (In Russ.)
 8. Blatov I.A., Likhttsinder B.Ya. About limit values queue lengths in queuing systems with burst flows. *Infokommunikacionnye tehnologii*, 2018, vol. 16, no. 2, pp. 181–187. (In Russ.)
 9. Privalov A.Y., Likhttsinder B.Ya. Interval traffic analysis of multichannel queuing systems. *Vestnik Samarskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Tekhnicheskie nauki*, 2023, vol. 31, no. 2, pp. 56–69. (In Russ.)
 10. Likhttsinder B.Ya. Features of multi-channel processing of batch traffic. *T-Comm: Telekommunikacii i transport*, 2017, vol. 11, no. 11, pp. 30–33. (In Russ.)

Received 08.05.2024

ЛИНИИ СВЯЗИ И ВОЛОКОННО-ОПТИЧЕСКИЕ ТЕХНОЛОГИИ ТЕЛЕКОММУНИКАЦИЙ

УДК 621.39

ОПТИМИЗАЦИЯ РАСПРОСТРАНЕНИЯ МОД ДЛЯ ИЗЛУЧАТЕЛЯ ОПТИЧЕСКИХ ВИХРЕВЫХ ПУЧКОВ НА ОСНОВЕ МИКРОКОЛЬЦЕВОГО РЕЗОНАТОРА

*Бакирова Л.И., Воронков Г.С., Любопытов В.С., Степанов И.В., Кутдураров Р.В.,
Грахова Е.П., Багманов В.Х.*

Уфимский университет науки и технологий, Уфа, РФ

E-mail: bakirova.li@ugatu.su

Световые пучки с орбитальным угловым моментом, обладают уникальными свойствами, которые делают их ценными для исследований и практического применения. От революции в технологиях связи до передовой микроскопии и возможностей квантовых вычислений – эти лучи продолжают стимулировать инновации и открывать новые горизонты в оптике и фотонике. В данной работе исследуется зависимость мощности потока излучения оптического вихревого пучка от геометрии излучающей структуры. В качестве излучателя оптического вихревого пучка используется микрокольцевой резонатор с периодической структурой. В нашем исследовании оптимизация ширины кольцевого волновода приводит к увеличению мощности потока излучения до 30% для резонансной длины волны 1563 нм. Чтобы проанализировать, как моды шепчущей галереи распределяются в поперечном сечении кольцевого волновода, мы увеличили ширину последнего с 400 нм до 500 нм. Предложенный подход может быть применен к излучающим микрокольцевым резонаторам в различных приложениях.

Ключевые слова: *оптический вихревой пучок, микрокольцевой резонатор, моды шепчущей галереи, орбитальный угловой момент, фотонная интегральная схема*

Введение

Микрокольцевые резонаторы (МКР) являются одним из наиболее важных и незаменимых элементов при разработке фотонных интегральных схем (ФИС) [1]. Они имеют ряд преимуществ по сравнению с другими устройствами, таких как высокая

добротность, малая занимаемая площадь, высокая эффективность и гибкость манипулирования светом, а также возможность использования в сенсорных системах [2–4]. МКР может быть использован в качестве биосенсоров для медицинской диагностики, электрооптических модуляторов, для применения в нелинейной и квантовой фотонике и