

УДК 35.2428

ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС АКТИВНОГО МОНИТОРИНГА И КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ХАРАКТЕРИСТИК КАЧЕСТВА ОБСЛУЖИВАНИЯ В СЕТЯХ СВЯЗИ СПЕЦИАЛЬНОГО НАЗНАЧЕНИЯ

В.А. Зизевский, К.О. Симонова (Санкт-Петербург)

Введение

Мультисервисные сети связи специального назначения (МСС СН) предъявляют повышенные требования к оперативной оценке и прогнозированию характеристик качества обслуживания (*Quality of Service, QoS*). Наиболее значимыми показателями являются задержка кругового прохода (*Round-Trip Time, RTT*), её вариабельность (джиттер) и риск экстремальных всплесков. В отличие от сетей общего пользования, в МСС СН преобладает обезличенный трафик, что исключает применение стандартных механизмов управления *QoS*, основанных на классификации и приоритезации потоков [1–5]. В этих условиях для принятия корректных управленческих решений при изменчивых нагрузках необходимы инструменты, которые не только фиксируют значения показателей в реальном времени, но и формируют проверяемые вероятностные прогнозы с доверительными интервалами [6].

В работе представлен программный комплекс активного мониторинга и краткосрочного прогнозирования характеристик *QoS*, реализованный на языке программирования Python с использованием веб-фреймворка *Dash/Plotly* [7] и предназначенный для работы с одним сетевым интерфейсом. Измерения выполняются активным способом: к выбранному узлу сети периодически отправляются *ICMP Echo*-запросы, по ответам на которые рассчитывается *RTT*, фиксируются потери и усреднённые значения в скользящем окне наблюдений.

Статистический анализ ориентирован на реальные распределения задержек, для которых характерны тяжёлые хвосты. Для оценки индекса тяжести хвоста используется статистика Хилла [8, 9]. Параллельно выполняется подбор наилучшей аппроксимирующей модели распределения (экспоненциальное, логнормальное, гамма-, Парето, Вейбулла) с оценкой параметров методом максимального правдоподобия, проверкой по критерию Колмогорова–Смирнова и по информационным критериям *AIC/BIC* [10].

Программный комплекс активного мониторинга предусматривает построение краткосрочных прогнозов по данным скользящих окон: динамики индекса тяжести хвоста, самих задержек *RTT*, а также вероятности превышения глобального порога и принятия бинарного решения о «всплеске». Для выявления выбросов применяются робастные критерии *IQR* и *MAD* [11, 12], что обеспечивает устойчивость оценок. Вероятностные прогнозы верифицируются по метрикам качества прогнозов, включая *Brier score* [13].

В разделе 1 изложена методика активного мониторинга и краткосрочного прогнозирования. В разделе 2 представлена архитектура программного комплекса. В разделе 3 приведены примеры результатов работы программного комплекса. В заключении сформулированы выводы и обозначены перспективы его применения.

1. Методика активного мониторинга и краткосрочного прогнозирования

Изложенная далее методика опирается на результаты известных исследований в области анализа сетевого трафика и экстремальных значений [6,8,9,14,15]. Она включает использование статистики Хилла для оценки индекса хвоста, робастных критериев *IQR* и *MAD* для выявления выбросов, а также стандартных критериев *AIC/BIC* для выбора модели распределения.

Методика включает 6 этапов вычислений, выполняемых в реальном времени в ходе сбора данных и их обработки. При поступлении каждого очередного результата измерений задержки (RTT) в скользящее окно наблюдений, содержащее выборку последних измерений размером N :

$$\{(t_k, d_k)\}_{k=1}^N, \quad d_k = RTT(t_k), \quad t_k \in R_+, \quad (1)$$

где d_k – измеренная задержка в момент времени t_k .

На первом этапе выполняется вычисление средней задержки $\bar{d}$ и джиттера σ_d :

$$\bar{d} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N d_k, \quad \sigma_d = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (d_k - \bar{d})^2}, \quad (2)$$

а также вычисляются перцентили $P_{50}, P_{90}, P_{95}, P_{99}$.

На втором этапе оценивается индекс тяжести хвоста распределения α методом максимального правдоподобия по формуле [9]:

$$\hat{\alpha} = \frac{n_T}{\sum_{x \in T} \ln\left(\frac{x}{x_{min}}\right)}, \quad T = \{d_k: d_k \geq x_{min}\}, \quad n_T = |T|, \quad (3)$$

где $T = \{d_k: d_k \geq x_{min}\}$ – множество измеренных задержек $\{d_k\}$, попавших в хвост распределения $d_k \geq x_{min}$, где x_{min} – пороговое значение, равное 5-му перцентилу, $n_T = |T|$ – их количество. Формула (3) представляет собой оценку Хилла для индекса тяжести хвоста, которая широко применяется в теории экстремальных значений для анализа распределений с «тяжёлыми хвостами» [8].

На третьем этапе выполняется подбор теоретического распределения вероятностей $f(\cdot)$, наиболее точно соответствующего статистическому распределению задержек в рассматриваемой выборке $\{d_k\}_{k=1}^N$. В качестве теоретических распределений рассматривается семейство $D = \{E, L, G, P, W\}$, где E – экспоненциальное, L – логнормальное, G – гамма, P – Парето, W – Вейбулла.

Для каждого $f(\cdot | \theta) \in \mathcal{D}$ параметры θ оцениваются методом максимального правдоподобия [10]:

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} l(\theta), \quad l(\theta) = \sum_{k=1}^N \ln f(d_k | \theta). \quad (4)$$

Подбираемые распределения сравниваются между собой по p -значению критерия согласия Колмогорова–Смирнова и по информационным критериям AIC, BIC [10]:

$$AIC = 2k - 2l(\hat{\theta}), \quad BIC = k \ln N - 2l(\hat{\theta}), \quad (5)$$

где k – количество параметров θ . Наиболее подходящим считается распределение, которое предпочтительнее по всем указанным критериям.

На четвертом этапе выполняется краткосрочный прогноз индекса тяжести хвоста $\alpha(t)$ в момент времени t , на основании дополнительного скользящего окна из W_α последних моментов времени $\{(t_i, \alpha_i)\}$, в которые выполнялись расчеты индекса тяжести хвоста α_i по основному окну наблюдений. При этом сначала строится полиномиальная регрессия заданной степени p_α для нормированных моментов времени $\tau_i = (t_i - t_1)$:

$$\alpha_i = \sum_{j=0}^{p_\alpha} \beta_j \tau_i^j + \varepsilon_i, \quad \hat{\beta} = \arg \min_{\beta} \sum_i (\alpha_i - \sum_{j=0}^{p_\alpha} \beta_j \tau_i^j)^2. \quad (6)$$

После этого на основе построенной полиномиальной регрессии выполняется прогноз индекса тяжести хвоста $\hat{\alpha}$ на заданный момент времени $t_1 + \Delta$:

$$\hat{\alpha}(t_1 + \Delta) = \sum_{j=0}^{p_\alpha} \hat{\beta}_j \Delta^j.$$

На пятом этапе выполняется краткосрочный прогноз задержек $RTT \mu(t)$ в момент времени t , на основании еще одного дополнительного скользящего окна из W_μ последних моментов времени $\{(t_i, d_i)\}$, которым соответствуют измеренные задержки d_i в основном окне наблюдений. Сначала строится полиномиальная регрессия заданной степени p_μ для нормированных моментов времени $\tau_i = (t_i - t_1)$:

$$d_i = \sum_{j=0}^{p_\mu} \gamma_j \tau_i^j + \varepsilon_i, \quad \hat{\gamma} = \arg \min_{\gamma} \sum_i (\alpha_i - \sum_{j=0}^{p_\mu} \beta_j \tau_i^j)^2.$$

После этого на основе построенной полиномиальной регрессии выполняется прогноз задержки μ на заданный момент времени $t_1 + \Delta$:

$$\mu(t_1 + \Delta) = \sum_{j=0}^{p_d} \hat{\gamma}_j \Delta^j.$$

На шестом этапе выполняется прогноз на заданный момент времени $t_1 + \Delta$ экстремальных всплесков путем вычисления вероятности P_p превышения заданного порога D_p (нормальная аппроксимация остатков с вариацией $\hat{\sigma}\varepsilon$ [13]):

$$P_p(t_1 + \Delta) \approx 1 - \Phi\left(\frac{D_p - \mu(t_1 + \Delta)}{\hat{\sigma}\varepsilon}\right). \quad (7)$$

Бинарное решение о «всплеске» $\hat{y}$ принимается путем сравнения рассчитанной по формуле (7) вероятности P_p с пороговой вероятностью $P_{pp} = 0.5$:

$$\begin{cases} \hat{y}(t_1 + \Delta) = 1 \{P_p(t_1 + \Delta) \geq P_{pp}\}, \\ \hat{y}(t_1 + \Delta) = 0 \{P_p(t_1 + \Delta) < P_{pp}\} \end{cases}$$

Таким образом, методика активного мониторинга и краткосрочного прогнозирования охватывает весь цикл обработки данных:

- расчёт средних задержек, джиттера и перцентилей;
- определение индекса тяжести хвоста распределения методом Хилла;
- подбор наилучшего вероятностного распределения по критерию согласия и информационным критериям;
- построение краткосрочного прогноза динамики индекса тяжести хвоста;
- прогноз задержек RTT ;

– вычисление вероятности превышения глобального порога и принятие бинарного решения о «всплеске».

Реализация всех указанных процедур в режиме реального времени формирует формальную основу для анализа QoS и раннего выявления тенденций деградации качества обслуживания в мультисервисных сетях связи специального назначения.

2. Архитектура программного комплекса

Разработанный программный комплекс имеет модульную структуру, обеспечивающую разделение функций по этапам обработки данных и удобство дальнейшего расширения.

Модуль активных измерений осуществляет регулярную отправку *ICMP Echo*-запросов с фиксированным (настраиваемым) интервалом времени [16, 17]. Ведётся буферизация результатов, учёт количества отправленных и полученных пакетов, фильтрация артефактов и устранение стартовых искажений за счёт игнорирования первых отсчётов.

Модуль статистического анализа выполняет расчёт характеристик (среднее значение *RTT*, джиттер, перцентили) (1), оценку индекса тяжести хвоста распределения по статистике Хилла (2), построение доверительных интервалов [6, 18] и выбор оптимальной аппроксимирующей модели распределения с использованием критерия Колмогорова–Смирнова и информационных критериев *AIC/BIC* (3).

Модуль прогнозирования отвечает за построение полиномиальных регрессий по данным скользящих окон (4) и краткосрочное прогнозирование динамики индекса тяжести хвоста распределения, задержек *RTT* и вероятности превышения глобального порога (5). Для оценки риска экстремальных всплесков используется нормальная аппроксимация остатков (5).

Модуль визуализации реализует интерфейс на базе *Dash/Plotly* и обеспечивает представление данных в виде временных рядов *RTT*, перцентильных лент, динамики индекса тяжести хвоста распределения, гистограмм с аппроксимирующими распределениями. Наилучшее распределение вероятностей визуализируется поверх эмпирической гистограммы, а сравнительные таблицы критериев *AIC* и *BIC* улучшают наглядность выбора.

Модуль оценки качества осуществляет подсчёт метрик качества прогнозов (6) (например, коэффициента детерминации R^2 , среднеквадратической ошибки и *Brier score*), что позволяет подтверждать достоверность прогнозов в реальном времени.

Модуль сервисных функций отвечает за выгрузку данных в отдельный файл формата CSV, ведение панели состояния (интерфейс, цель мониторинга, частота пакетов, уровень потерь) и настройку параметров обучения моделей.

Таким образом, архитектура комплекса обеспечивает полное замыкание цикла анализа: от активных измерений до визуализации и количественной верификации прогнозов.

3. Пример результатов работы программного комплекса

На рис. 1 представлен фрагмент временного ряда задержек (*RTT*), полученного в процессе активного мониторинга.

Основное распределение значений находится в пределах 10–50 мс, что соответствует нормальному режиму работы канала. При этом фиксируются отдельные аномальные пики до 800–1000 мс. Эти значения идентифицируются как выбросы по локальному критерию межквартильного размаха (*IQR*). Наличие выбросов свидетельствует о кратковременных перегрузках по различным причинам. Применение скользящего среднего (за счет использования скользящего окна из 15

отсчетов) позволяет сгладить локальные флуктуации и выделить устойчивую тенденцию изменения задержек [19, 20].



Рис. 1. Временной ряд RTT с выбросами

На рис. 2 показана динамика изменения параметра хвоста, в роли которого выступает индекс тяжести хвоста распределения задержек, оцененного по статистике Хилла, а также результаты его прогнозирования.

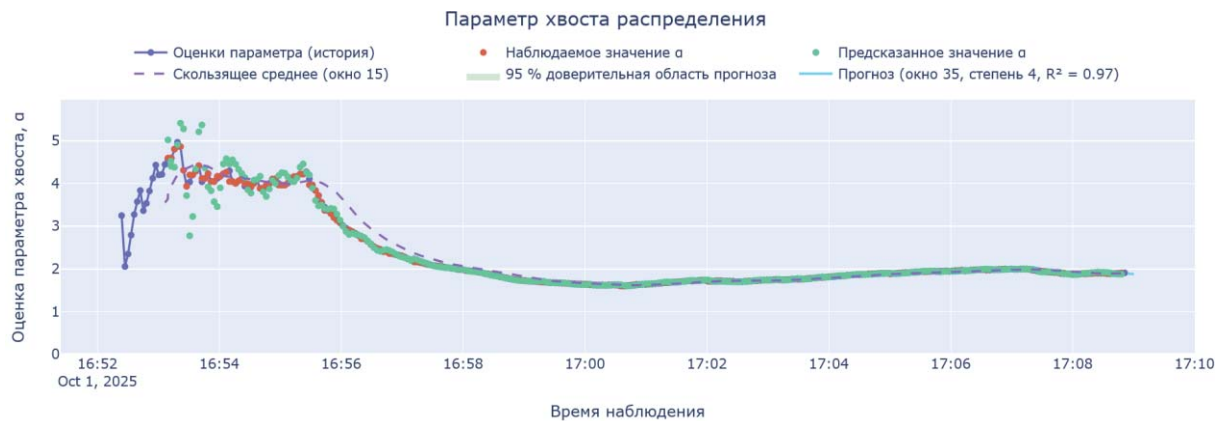


Рис. 2. Динамика и прогноз параметра хвоста α

В начале наблюдений значения параметра варьируются в пределах 3–5, что указывает на высокую изменчивость хвостовой части распределения. Постепенно оценки стабилизируются вблизи уровня 2, что отражает устойчивый характер задержек при отсутствии резких скачков. Прогноз, построенный на основе полиномиальной регрессии, демонстрирует высокую точность и совпадает с фактическими значениями в пределах доверительного интервала 95 %.

На рис. 3 показано сравнение прогнозируемых и фактических значений параметра хвоста распределения задержек, а также динамика абсолютной ошибки прогноза.

В начальной фазе наблюдений абсолютная ошибка прогноза достигает значений порядка 0,2–0,3, что объясняется нестабильностью оценок при малом объеме выборки. По мере накопления данных ошибка быстро снижается и стабилизируется на уровне 0,02–0,03. Средняя абсолютная ошибка по всему временному ряду составила 0,0612, среднеквадратичная – 0,1761, средняя абсолютная процентная ошибка – 1,71 %. Низкие значения метрик качества оценки подтверждают высокую точность метода прогнозирования. Дополнительный показатель – скользящее MAE по последним 30 отсчетам – равен 0,0134, что свидетельствует о надёжной аппроксимации текущей динамики параметра хвоста.



Рис. 3. Сравнение прогноза и наблюдаемого значения параметра хвоста α

На рис. 4 представлена гистограмма задержек передачи (RTT) с наложенной аппроксимирующей плотностью вероятности, полученной по наилучшей модели распределения.



Рис. 4. Гистограмма задержек с аппроксимирующей плотностью

Эмпирическая гистограмма демонстрирует характерное скошенное распределение с тяжёлым хвостом. Сравнение кандидатов (логнормальное, гамма-, экспоненциальное, Вейбулла и Парето) показало, что наилучшее согласие достигается для распределения Парето, которое адекватно описывает наблюдаемые значения. Данный результат согласуется с оценкой параметра хвоста и подтверждает, что модель тяжёлого хвоста более точно отражает природу вариаций задержек в мультисервисных сетях [21, 22].

На рис. 5 представлены результаты проверки гипотезы о виде распределения задержек передачи с использованием критериев согласия и информационных критериев.

Для каждого кандидата (Парето, логнормальное, гамма-, Вейбулла, экспоненциальное) рассчитаны значения критерия Колмогорова–Смирнова, а также информационных критериев Акаике (AIC) и Шварца (BIC). Наименьшие значения AIC и BIC получены для распределения Парето (726,49 и 735,91 соответственно), что подтверждает его наилучшее соответствие эмпирическим данным.

Использование распределения Парето является предпочтительным для описания статистики задержек в исследованном эксперименте.

Сводные показатели

- Среднее значение времени кругового прохода (RTT): 21.64 миллисекунд
- Среднеквадратическое отклонение задержки (джиттер): 10.48 миллисекунд
- Перцентильные значения задержки (миллисекунды): P50 = 18.30; P90 = 26.52; P95 = 33.94; P99 = 79.15
- Оценка параметра хвоста распределения задержек: 6.9852
- Доверительный интервал 95 % для параметра хвоста: 5.1651 – 10.1279

Семейство распределения	p-значение (Критерий Колмогорова-Смирнова). Чем больше, тем лучше согласие.	Критерий Акаике (AIC). Чем меньше, тем предпочтительнее модель при прочих равных.	Критерий Шварца (BIC). Более жёсткий штраф за число параметров; меньше – лучше.	Суммарный логарифм правдоподобия при оценённых параметрах.	Оценка параметра хвоста α (метод максимального правдоподобия по хвосту ≥ 5 -му перцентиле).	Вектор параметров распределения (как правило: shape(s), loc, scale).
filter data...						
Парето	0.0000	726.49	735.91	-360.24	6.9852	6.760, 0.000, 17.634
Логнормальное	0.0000	1093.56	1102.98	-543.78	6.9852	0.285, 0.000, 20.445
Гамма	0.0000	1155.26	1164.69	-574.63	6.9852	8.934, 0.000, 2.423
Вейбулла (min)	0.0000	1252.75	1262.18	-623.38	6.9852	2.109, 0.000, 24.411
Экспоненциальное	0.0000	1397.57	1403.86	-696.79	6.9852	0.000, 21.645

Рис. 5. Результаты сопоставления распределений задержек

На рис. 6 представлены результаты прогнозирования выбросов задержки относительно глобального порога, определённого комбинацией критериев *IQR* и *MAD*.



Рис. 6. Прогноз выбросов задержки относительно глобального порога

Глобальный порог выброса составил 22,77 мс, что соответствует максимальному значению между *IQR*- и *MAD*-порогами. В текущем окне наблюдений доля выбросов составила 17,4 %. Прогноз задержки ближайшего запроса равен $\mu \approx 29,47$ мс при стандартном отклонении остатков $\sigma \approx 10,74$ мс. Вероятность превышения порога на ближайшем шаге составила 73,3 %. Метрики качества подтверждают адекватность прогноза: *Precision* = 0,30; *Recall* = 1,00; *F1* = 0,46; *Brier score* = 0,216.

Программный комплекс позволяет выявлять риск экстремальных всплесков, минимизируя число пропусков, и может применяться для раннего предупреждения о деградации качества обслуживания.

Заключение

В работе решена задача разработки программного комплекса активного мониторинга и краткосрочного прогнозирования характеристик качества обслуживания в мультисервисных сетях связи специального назначения. Показано, что методика, включающая вычисление характеристик задержек, оценку индекса хвоста, подбор

модели распределения, прогноз динамики параметра хвоста и RTT, а также расчёт вероятности превышения глобального порога, может быть использована для оперативного управления качеством обслуживания и своевременного выявления аномальных состояний сети.

Архитектура комплекса реализована на языке *Python* с использованием *Dash/Plotly* и включает модули активных измерений, статистического анализа, прогнозирования, визуализации и оценки качества обслуживания.

Результаты работы подтвердили достоверность предложенной методики: полученные оценки параметра хвоста и распределений задержек отражают наличие тяжёлых хвостов, прогнозы параметров и *RTT* обладают высокой точностью, а вычисление вероятности превышения глобального порога позволяет выявлять экстремальные всплески и тенденции деградации качества обслуживания.

Разработанный программный комплекс сочетает активные измерения, статистический анализ распределений и краткосрочное прогнозирование сетевых характеристик в реальном времени, повышает эффективность мониторинга в мультисервисных сетях связи специального назначения и обеспечивает основу для дальнейшего совершенствования методов управления качеством обслуживания.

Литература

1. **Willinger W., Taqqu M. S., Sherman R., Wilson D. V.** Self-similarity through high-variability: statistical analysis of Ethernet LAN traffic at the source level // *IEEE/ACM Transactions on Networking*. 1997. Vol. 5, № 1. P. 71-86.
2. Self-similar network traffic and performance evaluation / eds. **K. Park, W. Willinger**. New York: Wiley-Interscience, 2000. 527 p.
3. **Кучерявый Е. А.** Управление трафиком и качество обслуживания в сети Интернет. СПб.: Наука и техника, 2004. 336 с.
4. **Шелухин О. И., Осин А. В., Смольский С. М.** Самоподобие и фракталы. Телекоммуникационные приложения. М.: Физматлит, 2008. 368 с.
5. **Dainotti A., Pescapé A., Claffy K. C.** Issues and future directions in traffic classification // *IEEE Network*. 2012. Vol. 26, № 1. P. 35-40.
6. **Paxson V., Floyd S.** Wide-area traffic: the failure of Poisson modeling // *IEEE/ACM Transactions on Networking*. 1995. Vol. 3, № 3. P. 226-244.
7. Plotly Technologies Inc. Dash User Guide and Documentation. URL: <https://dash.plotly.com> (дата обращения: 29.09.2025).
8. **Полосин А. В.** Оценка тяжести хвоста распределения по усечённым выборкам // *Компьютерные исследования и моделирование*. 2024. Т. 16, № 5. С. 961–975. DOI: 10.20537/2076-7633-2024-16-5-961-975.
9. **Embrechts P., Klüppelberg C., Mikosch T.** Modelling Extremal Events for Insurance and Finance. Springer, 1997. 648 p.
10. **Burnham K. P., Anderson D. R.** Model Selection and Multimodel Inference: A Practical Information-Theoretic Approach. 2nd ed. New York: Springer, 2002. 488 p.
11. **Tukey J. W.** Exploratory Data Analysis. Addison-Wesley, 1977. 688 p.
12. **Rousseeuw P. J., Croux C.** Alternatives to the Median Absolute Deviation // *Journal of the American Statistical Association*. 1993. Vol. 88, No. 424. P. 1273–1283.
13. **Brier G. W.** Verification of forecasts expressed in terms of probability // *Monthly Weather Review*. 1950. Vol. 78, No. 1. P. 1-3.
14. **Fontugne R., Borgnat P., Abry P., Fukuda K.** Testing stationarity with wavelets: application to long-range dependent traffic // *IEEE Transactions on Information Theory*. 2010. Vol. 56, № 6. P. 3309–3321.

15. **Papagiannaki K., Taft N., Zhang Z.-L.** Long-term forecasting of Internet backbone traffic: observations and initial models // Proc. IEEE INFOCOM. 2003. P. 1178–1188.
16. **Trinh T. M., Pham C.** Traffic prediction for computer networks: A comparison of ARIMA, LSTM and Prophet // International Journal of Computer Networks & Communications. 2020. Vol. 12, № 2. P. 19-31.
17. **Yu H., Xu M., Fu X., Zhang J.** Anomaly detection and prediction in large-scale cloud networks using machine learning // Future Generation Computer Systems. 2019. Vol. 95. P. 590-603.
18. **RÁCZ M., Horváth G., Hosszú G.** On heavy-tailed distribution of packet delays in the Internet // Computer Communications. 2013. Vol. 36, № 9. P. 998-1008.
19. **Barford P., Crovella M.** Generating representative Web workloads for network and server performance evaluation // Proc. ACM SIGMETRICS. 1998. P. 151–160. DOI: 10.1145/277858.277897.
20. **Уилсон Э.** Мониторинг и анализ сетей. Методы выявления неисправностей. М.: ЛОРИ, 2002. 364 с. (пер. с англ.: Wilson E. Network Monitoring and Analysis. Prentice Hall, 1999).
21. **Ложковский А. Г., Вербанов О. В.** Моделирование трафика мультисервисных пакетных сетей с оценкой коэффициента самоподобности // Научные труды ОНАС им. А. С. Попова. 2014. № 1. С. 70-76.
22. **Одоевский С. М., Рафальская М. И., Зизевский В. А.** Аппроксимация статистических характеристик процесса обслуживания мультимедийного трафика на основе логнормального распределения // Радиолокация, навигация, связь: материалы Междунар. науч.-техн. конф. Воронеж, 2024. С. 96-105.