

УДК 621.391:004.75-047.44

DOI: [10.26102/2310-6018/2026.60.9.007](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.60.9.007)

Сравнительное моделирование эвристик распределения вычислительной нагрузки в гибридной cloud-fog архитектуре для IoT-систем

Н.В. Прошечкина✉, Р.Р. Гасанов, В.Д. Житяйкина

*Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики,
Самара, Российская Федерация*

Резюме. В работе проводится сравнительный анализ эвристик распределения вычислительной нагрузки на основе гибридной cloud-fog архитектуры, использующейся для обработки трафика интернета вещей. Такая архитектура является оптимальной для приложений, требующих быстрогодействия и работающих в масштабе реального времени, с учетом ограничений по задержке, энергопотреблению и нагрузке вычислительных узлов. Сравнительное моделирование проводится на основе стохастической многокритериальной математической модели распределения вычислительной нагрузки между туманными и облачными ресурсами. На модель накладываются ограничения по емкости, задержке, надежности и балансировке загрузки. На базе iFogSim проведено моделирование типового IoT-сценария с вариацией интенсивности потока задач и сравнением двух политик распределения – базовой и оптимизированной. Динамический анализ проводился с изменением нагрузки по интенсивности поступления заявок. Результаты показывают, что оптимизированная стратегия снижает среднюю задержку, энергопотребление, долю нарушений SLA и степень перегрузки fog-узлов, обеспечивая более устойчивое функционирование системы при росте нагрузки. При таком подходе туманные и облачные ресурсы используются более рационально, повышая тем самым эффективность обработки IoT-данных. Практическая значимость работы заключается в возможности применения результатов моделирования при построении интеллектуальных алгоритмов управления нагрузкой в промышленных IoT-системах, умных городах, телемедицине и системах видеомониторинга.

Ключевые слова: гибридная cloud-fog архитектура, интернет вещей, распределение вычислительной нагрузки, многокритериальная оптимизация, задержка и энергопотребление, iFogSim, качество обслуживания SLA.

Для цитирования: Прошечкина Н.В., Гасанов Р.Р., Житяйкина В.Д. Сравнительное моделирование эвристик распределения вычислительной нагрузки в гибридной cloud-fog архитектуре для IoT-систем. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2026;14(9). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2405> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.60.9.007

Comparative modeling of computational load distribution heuristics in a hybrid cloud-fog architecture for IoT systems

N.V. Proshechkina✉, R.R. Gasanov, V.D. Zhityaikina

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

Abstract. This paper presents a comparative analysis of heuristics for workload distribution based on a hybrid cloud-fog architecture used for processing Internet of Things traffic. Such an architecture is optimal for applications requiring high performance and operating in real time, taking into account constraints on latency, power consumption and the load on computing nodes. Comparative modelling is carried out using a stochastic multi-criteria mathematical model of computational load distribution

between fog and cloud resources. Constraints relating to capacity, latency, reliability and load balancing are applied to the model. Using iFogSim, a typical IoT scenario was modelled with variations in task flow intensity and a comparison of two distribution policies – a baseline and an optimised one. A dynamic analysis was carried out with the load varying according to the intensity of request arrivals. The results show that the optimised strategy reduces average latency, energy consumption, the proportion of SLA violations and the degree of fog node overload, ensuring more stable system operation as the load increases. With this approach, fog and cloud resources are utilised more efficiently, thereby improving the efficiency of IoT data processing. The practical significance of this work lies in the potential to apply the simulation results when developing intelligent load management algorithms for industrial IoT systems, smart cities, telemedicine and video surveillance systems.

Keywords: hybrid cloud-fog architecture, Internet of Things, computational load distribution, multi-criteria optimization, latency and energy consumption, iFogSim, SLA quality of service.

For citation: Proshechkina N.V., Gasanov R.R., Zhityaikina V.D. Comparative modeling of computational load distribution heuristics in a hybrid cloud-fog architecture for IoT systems. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2026;14(9). (In Russ.). URL: <https://moitvivr.ru/journal/article?id=2405> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.60.9.007

Введение

Интернет вещей (IoT) – это концепция, которая объединяет физические объекты, устройства и системы с целью создания сети взаимосвязанных устройств, способных обмениваться данными и взаимодействовать друг с другом. В результате этого взаимодействия создаются новые возможности для повышения эффективности, оптимизации процессов, улучшения качества жизни и создания инноваций в различных сферах, таких как транспорт, здравоохранение, сельское хозяйство, промышленность и умные города. Однако успех IoT невозможен без эффективных и надежных информационных систем. Информационные системы играют ключевую роль в сборе, обработке, передаче и анализе данных, получаемых от устройств IoT. Они предоставляют возможности для хранения, обработки и визуализации этих данных, а также поддерживают функции управления, мониторинга и контроля в среде Интернета вещей [1].

В таких условиях традиционная централизованная облачная архитектура уже не всегда обеспечивает требуемый уровень производительности, поскольку передача больших потоков данных в удаленный центр обработки сопровождается увеличением задержки, ростом нагрузки на сеть и повышением энергозатрат [2]. В связи с этим особый интерес представляют гибридные cloud-fog архитектуры, в которых часть вычислений переносится ближе к источнику данных, на туманные узлы, а более ресурсоемкие и долговременные задачи обрабатываются в облаке [3, 4].

Актуальность исследования определяется тем, что при росте числа IoT-устройств и усложнении вычислительных сценариев возрастает необходимость в математически обоснованных методах распределения нагрузки между облачным и туманным уровнями. Простое перенаправление задач без учета текущей загрузки, задержек передачи, ограничений по ресурсам и требований к качеству обслуживания приводит к неэффективному использованию инфраструктуры и ухудшению показателей системы [5]. Поэтому разработка моделей, позволяющих формально описывать процесс распределения вычислений, оценивать компромисс между задержкой, энергопотреблением и загрузкой узлов, а также обеспечивать адаптацию к изменяющимся условиям функционирования, является важной научной и прикладной задачей. Дополнительную значимость теме придает то, что туманные вычисления рассматриваются сегодня не как вспомогательная технология, а как ключевой механизм повышения устойчивости и масштабируемости распределенных IoT-систем. Именно

поэтому исследование моделей распределения вычислительной нагрузки в гибридной cloud-fog архитектуре имеет высокую теоретическую и практическую ценность, поскольку позволяет создавать более быстрые, надежные и экономичные системы обработки данных нового поколения.

Материалы и методы

Разработка математической модели распределения нагрузки. Гибридную cloud-fog систему удобно рассматривать как многоуровневую распределенную вычислительную среду, где задачи IoT сначала попадают на туманные узлы, а затем, при нехватке ресурсов или при более низкой выгоде локальной обработки, перенаправляются в облако [6].

Ключевая идея состоит в том, что решение о размещении задачи должно минимизировать не одну величину, а компромисс между задержкой, энергопотреблением, перегрузкой узлов и качеством обслуживания.

Рассмотрим модель как стохастическую, динамическую и многокритериальную, а не как простое статическое распределение [7].

Пусть:

- $\mathcal{I} = \{1, \dots, N\}$ – множество IoT-устройств;
- $\mathcal{F} = \{1, \dots, M\}$ – множество fog-узлов;
- $c \in \mathcal{C}$ – облачный центр обработки, либо множество облачных серверов;
- $\mathcal{T} = \{1, \dots, K\}$ – множество типов задач или классов сервисов.

Для каждой заявки $i \in \mathcal{I}$ и класса $k \in \mathcal{T}$ задаются различные параметры. Сначала объем данных d_{ik} , вычислительная трудоемкость w_{ik} , допустимая задержка $D_{ik}^{\max}$, приоритет p_{ik} , далее интенсивность поступления $\lambda_{ik}(t)$.

Туманные узлы характеризуются производительностью s_j , доступной емкостью S_j , энергопараметрами и сетевыми задержками до источников данных.

Введем бинарные переменные размещения:

$$x_{ikj}(t) \in \{0,1\}, j \in \mathcal{F},$$

$$y_{ikc}(t) \in \{0,1\},$$

где $x_{ikj}(t) = 1$, если задача класса k от устройства i в момент t выполняется на fog-узле j , а $y_{ikc}(t) = 1$, если она отправляется в облако. Условие единственного размещения записывается как

$$\sum_{j \in \mathcal{F}} x_{ikj}(t) + y_{ikc}(t) = 1. \quad (1)$$

Можно также ввести долевые переменные $z_{ikj}(t) \in [0,1]$. Модель становится ближе к реальным системам.

Общая задержка для задачи складывается из передачи, ожидания в очереди, вычисления и обратной доставки результата:

$$L_{ik}(t) = \sum_{j \in \mathcal{F}} x_{ikj}(t) \left(L_{ikj}^{tr}(t) + L_j^q(t) + L_{ikj}^{exe}(t) \right) + y_{ikc}(t) \left(L_{ikc}^{tr}(t) + L_c^q(t) + L_{ikc}^{exe}(t) \right). \quad (2)$$

Здесь L^{tr} – сетевое время передачи, L^q – время ожидания в очереди, L^{exe} – время вычисления.

Для fog-узла j можно использовать приближение очереди $M/G/1$ или $M/M/c$, например:

$$L_j^q(t) = \frac{\rho_j(t)}{\mu_j(t) - \lambda_j(t)}, \rho_j(t) = \frac{\lambda_j(t)}{\mu_j(t)}, \quad (3)$$

если модель упрощается до одноканального обслуживания [8]. Но в данной работе будем использовать многоканальные и приоритетные очереди с разными классами задач, что позволит учесть неоднородность IoT-нагрузок.

Энергию удобно разложить на вычислительную, коммуникационную и статическую составляющие:

$$E(t) = E^{comp}(t) + E^{tr}(t) + E^{idle}(t). \quad (4)$$

Для fog-узла j имеем:

$$E_j^{comp}(t) = \alpha_j \cdot u_j(t)^\nu, \quad (5)$$

где $u_j(t)$ – нагрузка узла, $\alpha_j > 0$, $\nu \geq 1$. Для передачи данных можно задать:

$$E_{ik}^{tr}(t) = \beta_{ij} d_{ik} x_{ikj}(t) + \beta_{ic} d_{ik} y_{ikc}(t). \quad (6)$$

Реализованная структура хорошо согласуется с идеей компромисса между энергопотреблением и задержкой и является классической для fog-cloud модели.

Рассмотрим основные ограничения.

Пусть ограничение емкости узлов определяется как

$$\sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{k \in \mathcal{T}} w_{ik} x_{ikj}(t) \leq S_j, \forall j \in \mathcal{F}.$$

Далее ограничение облака будет равно:

$$\sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{k \in \mathcal{T}} w_{ik} y_{ikc}(t) \leq S_c.$$

Ограничение задержки определим как

$$L_{ik}(t) \leq D_{ik}^{\max}.$$

Ограничение надежности будет рассчитываться как

$$R_{ik}(t) \geq R_{ik}^{\min}.$$

Балансировка нагрузки определим как выражение:

$$\max_{j \in \mathcal{F} \cup \{c\}} u_j(t) - \min_{j \in \mathcal{F} \cup \{c\}} u_j(t) \leq \Delta_u.$$

Постановка задачи в работе будет многокритериальной и будет определяться как выражение:

$$\min_{x,y} J = \omega_1 \sum_{i,k} L_{ik}(t) + \omega_2 \sum_{i,k} E_{ik}(t) + \omega_3 \sum_j \Phi_j(u_j(t)) + \omega_4 \sum_{i,k} P_{ik}^{loss}(t), \quad (7)$$

где $\Phi_j(u_j)$ – штраф за перегрузку узла, P_{ik}^{loss} – вероятность потери SLA или превышения дедлайна, ω_r – веса критериев.

Зададим штраф за перегрузку в виде нелинейной функции:

$$\Phi_j(u_j) = \frac{u_j}{1-u_j}, u_j < 1, \quad (8)$$

Пусть $\lambda_{ik}(t)$ – случайный процесс, а время обслуживания на узле j – случайная величина S_{ikj} . Тогда:

$$P(L_{ik}(t) \leq D_{ik}^{\max}) \geq 1 - \varepsilon_{ik}.$$

Это стохастическое ограничение можно использовать для риск-ориентированного управления нагрузкой [9]. В модели можно ввести CVaR-ограничение:

$$\text{CVaR}_\alpha(L_{ik}) \leq D_{ik}^{\max}. \quad (9)$$

Зададим эволюцию очередей:

$$Q_j(t+1) = \max\{0, Q_j(t) + A_j(t) - \mu_j(t)\}, \quad (10)$$

где $A_j(t)$ – входящий поток задач на узел j , а $\mu_j(t)$ – обслуживаемая мощность.

Постановка эксперимента. В iFogSim была смоделирована гибридная cloud-fog архитектура IoT-системы, включающая уровень IoT-устройств, промежуточные fog-узлы и центральный облачный сервер. Для оценки эффективности распределения вычислительной нагрузки использовались метрики задержки, загрузки узлов, энергопотребления и доли задач, выполненных на туманных узлах без обращения к облаку.

Модель строилась так, чтобы отразить типичный сценарий IoT. Данные поступают от датчиков, предварительно обрабатываются на fog-уровне, а ресурсоемкие задачи перенаправляются в облако. Такой подход позволяет исследовать компромисс между локальной обработкой и удаленной вычислительной мощностью. В Таблице 1 представлены исходные данные для моделирования.

Таблица 1 – Исходные данные

Table 1 – Initial data

Параметр / Переменная	Значение (пример)	Описание
Количество IoT-устройств	50	Источники телеметрии и событий
Количество fog-узлов	5	Промежуточные вычислительные узлы
Количество облачных серверов	1	Централизованная обработка
Интенсивность поступления задач	0,8–1,6 задач/с	Нагрузочный диапазон
Средний объем данных на задачу	0,5–2 МБ	Передаваемый пакет телеметрии
Вычислительная трудоемкость задачи	500–2000 MI	Нагрузка на процессор
Производительность IoT-устройства	100–200 MIPS	Локальная ограниченность
Производительность fog-узла	1000–3000 MIPS	Быстрая промежуточная обработка
Производительность облака	10000 MIPS	Высокая вычислительная мощность
Сетевая задержка IoT → fog	5–15 мс	Близкое размещение
Сетевая задержка fog → cloud	40–80 мс	Межуровневая передача
Энергозатраты на передачу	0,4–1,2 Дж/МБ	Коммуникационная стоимость
Допустимая задержка SLA	150 мс	Ограничение качества обслуживания

Сначала была задана топология из нескольких уровней. Сенсорные узлы формировали входящий поток, fog-узлы выполняли первичную фильтрацию и частичную обработку, а cloud-уровень использовался для задач, превышающих локальные ресурсы. Затем каждому типу задачи назначались параметры размера данных, вычислительной сложности и предельной задержки. Далее в iFogSim задавались политики размещения модулей и маршрутизации – часть модулей размещалась на fog-уровне, часть – в облаке. Для динамического анализа нагрузка менялась по нескольким сценариям: низкая, средняя и высокая интенсивность поступления заявок. Это позволило оценить, как система ведет себя при увеличении числа запросов и при насыщении fog-ресурсов.

Результаты и обсуждение

В Таблице 2 представлены результаты эксперимента для разных интенсивностей нагрузки. Из таблицы видно, что при росте нагрузки средняя задержка возрастает почти линейно, а доля задач, обслуживаемых на fog-уровне, уменьшается из-за исчерпания локальных ресурсов. При высокой нагрузке облако начинает принимать больше задач, но это сопровождается ростом сетевой задержки и общего энергопотребления. Эффективное функционирование fog требует не только высокопроизводительных вычислительных ресурсов, но и оптимизации энергопотребления, поскольку fog-устройства работают непрерывно, обрабатывая большие объемы данных [10].

Таблица 2 – Полученные данные
Table 2 – Received data

Сценарий	Средняя задержка, мс	Max задержка, мс	Средняя загрузка fog, %	Средняя загрузка cloud, %	Энергопотребление, Дж	Доля задач, выполненных на fog, %
Низкая нагрузка	42	68	31	12	18,4	78
Средняя нагрузка	71	109	63	24	29,7	65
Высокая нагрузка	128	196	91	47	46,8	41

Во втором варианте сравнения проверялось две политики: базовая стратегия, где задачи направлялись по принципу первого доступного ресурса, и оптимизированная стратегия, где учитывались задержка, загрузка и остаточная емкость узлов. Оптимизированная стратегия показала более устойчивое поведение системы и меньшее число нарушений SLA. Результаты эксперимента представлены в Таблице 3.

Таблица 3 – Полученные данные
Table 3 – Received data

Метрика	Базовая стратегия	Оптимизированная стратегия	Улучшение
Средняя задержка, мс	96	68	29,2 %
Доля нарушений SLA, %	14,8	5,1	65,5 %
Энергопотребление, Дж	38,6	31,4	18,7 %
Средняя загрузка fog, %	87	74	Снижение перегрузки
Среднее число перенаправлений в cloud	41	26	36,6 %

На Рисунке 1 представлена зависимость задержки обработки от интенсивности нагрузки. Данная зависимость показывает, как меняется средняя задержка обработки задач при увеличении интенсивности потока. Нижняя кривая соответствует оптимизированной политике распределения нагрузки, верхняя – базовой, при этом оптимизированная стратегия дает меньшую задержку на всех уровнях нагрузки и медленнее деградирует при росте интенсивности.

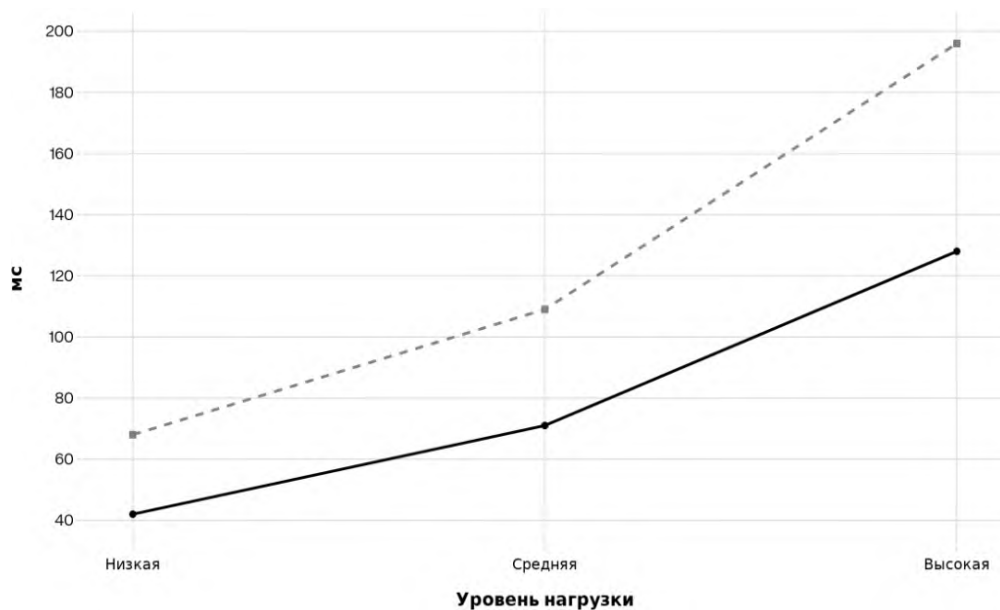


Рисунок 1 – Задержка обработки при нагрузке
Figure 1 – Processing delay under load

Рисунок 2 иллюстрирует распределение вычислительной нагрузки между fog-узлами и облаком. Линии на графике показывают, как при разных режимах работы часть задач обрабатывается на туманных узлах (приоритет локальной обработки с низкой задержкой), а часть уходит в облако. Тенденция демонстрирует более сбалансированное использование ресурсов в оптимизированной политике по сравнению с базовой.

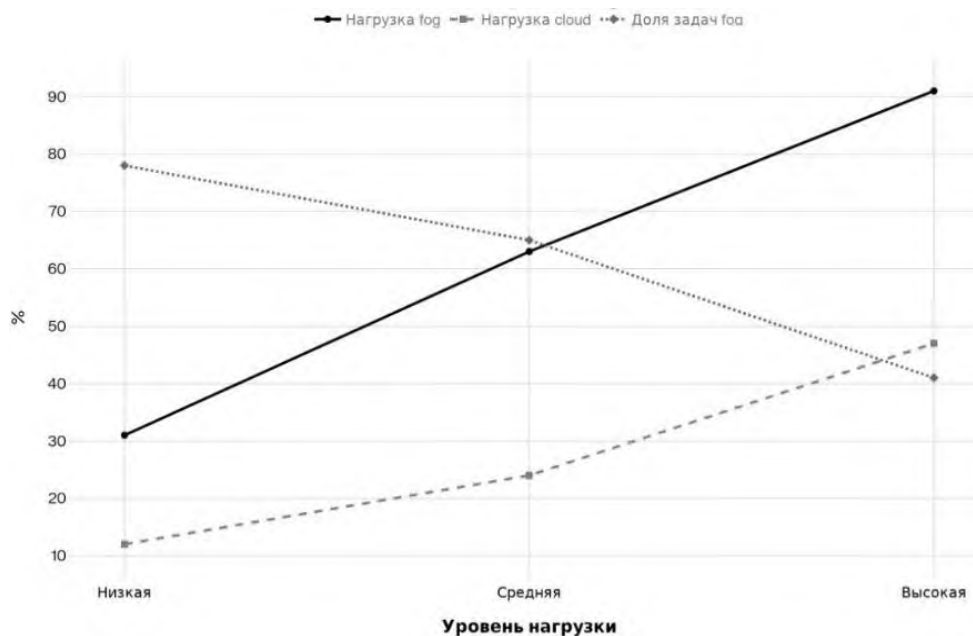


Рисунок 2 – Распределение нагрузки
Figure 2 – Load distribution

Результаты показывают, что интеллектуальное распределение задач позволяет эффективнее использовать fog-уровень и уменьшает нагрузку на облако. Особенно заметно снижение числа нарушений SLA, что критично для IoT-сценариев с ограничениями по времени реакции.

Заключение

Проведенное моделирование подтвердило, что разработанная модель распределения вычислительной нагрузки в гибридной cloud-fog архитектуре действительно повышает эффективность обработки IoT-трафика за счет более рационального использования туманных и облачных ресурсов. При увеличении нагрузки система демонстрирует рост максимальной задержки и энергопотребления, но наличие модели управления нагрузкой сдерживает эти негативные эффекты и предотвращает преждевременную перегрузку инфраструктуры.

В условиях низкой нагрузки fog-уровень берет на себя основную часть вычислений, снижая обращение к облаку и уменьшает сетевую задержку. При переходе к средним и высоким нагрузкам доля задач, обрабатываемых на fog-узлах, закономерно снижается, поскольку часть вычислений переносится в облако, но даже в этом случае система сохраняет работоспособность и обеспечивает более устойчивое функционирование, чем при неуправляемом размещении задач.

Численные результаты демонстрируют, что при увеличении нагрузки средняя задержка возрастает в два раза, максимальная задержка аналогично увеличивается, а энергопотребление растет вслед за интенсивностью. Разработанная модель делает поведение системы предсказуемым и управляемым, позволяя балансировать между локальной обработкой и централизованными вычислениями в облаке.

Практическая ценность модели состоит в том, что она может быть использована для построения интеллектуальных алгоритмов управления нагрузкой в умных городах, промышленном интернете вещей, системах видеонаблюдения, телемедицине и других приложениях, где важными факторами будет задержка, надежность и экономия сетевых ресурсов.

Результаты моделирования показывают, что гибридная cloud-fog архитектура становится по-настоящему эффективной только при наличии формализованного механизма распределения нагрузки, а предложенная модель служит основой для проектирования адаптивных систем обработки IoT-данных с улучшенными показателями качества обслуживания QoS.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Утегенов Н.Б. Интернет вещей (IoT) и информационные системы. *Universum: технические науки*. 2023;(7-1):30–34.
Utegenov N. Internet of Things (IoT) and information systems. *Universum: Technical Sciences*. 2023;(7-1):30–34. (In Russ.).
2. Аль-Свейти М. Методы машинного обучения для прогнозирования трафика в многоуровневой облачной архитектуре для сервисов автономных транспортных средств. *Труды учебных заведений связи*. 2022;8(4):89–99.
<https://doi.org/10.31854/1813-324X-2022-8-4-89-99>
Alsweity M. Deep Learning Approaches for Traffic Prediction Forecasting in Multi-Level Cloud Architecture for Autonomous Vehicle Services. *Proceedings of Telecommunication Universities*. 2022;8(4):89–99. (In Russ.).
<https://doi.org/10.31854/1813-324X-2022-8-4-89-99>
3. Глушак Е.В., Михайлова П.Д. Повышение качества обслуживания трафика в гибридных сетях с облачными и туманными уровнями. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2026;14(3).
<https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.54.3.001>

- Glushak E.V., Mikhailova P.D. Improving traffic quality of service in hybrid networks with cloud and fog layers. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2026;14(3). (In Russ.). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.54.3.001>
4. Мельник Э.В., Иванов Д.Я., Орда-Жигулина М.В. и др. Применение технологий туманных вычислений в системе мониторинга и прогнозирования опасных природных явлений. *Известия Тульского государственного университета. Технические науки*. 2019;(2):300–311.
Melnik E.V., Ivanov D.Ya., Orda-Zhigulina M.V., et al. Application of fog computing for monitoring and forecasting system of hazardous natural phenomena. *News of the Tula State University. Technical Sciences*. 2019;(2):300–311. (In Russ.).
 5. Волков А.Н. Задача маршрутизации в сети динамических туманных вычислений. *Труды учебных заведений связи*. 2024;10(4):27–37. <https://doi.org/10.31854/1813-324X-2024-10-4-27-37>
Volkov A.N. Routing Task in Dynamic Fog Computing Network. *Proceedings of Telecommunication Universities*. 2024;10(4):27–37. (In Russ.). <https://doi.org/10.31854/1813-324X-2024-10-4-27-37>
 6. Глушак Е.В., Ключев Д.С. Применение облачных и туманных вычислений для обработки данных на борту воздушных судов. *Труды МАИ*. 2026;(146):18. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=187458>
Glushak E.V., Klyuev D.S. Application of cloud and fog computing for data processing on board aircraft. *Trudy MAI*. 2026;(146):18. (In Russ.). URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=187458>
 7. Глушак Е.В. Анализ приоритетного управления качеством обслуживания трафика в гибридных сетях связи с облачными и туманными технологиями. *Динамика сложных систем – XXI век*. 2026;20(2):38–45. <https://doi.org/10.18127/j19997493-202602-04>
Glushak E.V. Analysis of priority traffic quality management in hybrid communication networks with cloud and fog technologies. *Dynamics of Complex Systems – XXI Century*. 2026;20(2):38–45. (In Russ.). <https://doi.org/10.18127/j19997493-202602-04>
 8. Волков А.Н. Динамические туманные вычисления и бессерверная архитектура: на пути к зеленым ИКТ. *Труды учебных заведений связи*. 2024;10(3):24–34. <https://doi.org/10.31854/1813-324X-2024-10-3-24-34>
Volkov A.N. Dynamic Fog Computing Towards Green ICT. *Proceedings of Telecommunication Universities*. 2024;10(3):24–34. (In Russ.). <https://doi.org/10.31854/1813-324X-2024-10-3-24-34>
 9. Куприянов Д.О. Математическое моделирование потока заявок к облачному вычислительному кластеру. *T-Comm: Телекоммуникации и транспорт*. 2020;14(10):39–44. <https://doi.org/10.36724/2072-8735-2020-14-10-39-44>
Kupriyanov D.O. Mathematical modeling of requests flow to cloud compute cluster. *T-Comm*. 2020;14(10):39–44. (In Russ.). <https://doi.org/10.36724/2072-8735-2020-14-10-39-44>
 10. Данг В.Т., Волков А.Н. Анализ влияния Green IT на распределенные туманные вычисления: возможности и вызовы. *Научно-техническая конференция Санкт-Петербургского НТО РЭС им. А.С. Попова, посвященная Дню радио*. 2025;(1):171–174.
Dang V.T., Volkov A.N. Analyzing the impact of green it on distributed fog computing: opportunities and challenges. *The Scientific and Technical Conference of the St. Petersburg STS RES named after A.S. Popov, Dedicated to Radio Day*. 2025;(1):171–174. (In Russ.).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Прошечкина Наталья Викторовна, Natalia V. Proshechkina, Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor at the Department of Radioelectronic Systems, Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, Samara, the Russian Federation.
e-mail: natasha_rpu@mail.ru

Гасанов Руслан Рустамович, Ruslan R. Gasanov, Student at the Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, Samara, the Russian Federation.
e-mail: ruslangasanov35@yandex.ru

Житяйкина Виктория Дмитриевна, Victoria D. Zhityaikina, Student at the Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, Samara, the Russian Federation.
e-mail: zhityaikina.vika@mail.ru

Статья поступила в редакцию 18.05.2026; одобрена после рецензирования 24.08.2026; принята к публикации 15.09.2026.

The article was submitted 18.05.2026; approved after reviewing 24.08.2026; accepted for publication 15.09.2026.