

УДК 004.7:004.415

DOI: [10.26102/2310-6018/2026.56.5.009](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.56.5.009)

Применение теории автоматического управления в сетях связи с облачно-туманной архитектурой

Е.В. Глушак 

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

Резюме. Статья посвящена применению методов теории систем автоматического управления для организации передачи трафика в гибридной облачно-туманной IoT-сети с целью повышения показателей качества обслуживания. Предложена модель сети в виде системы дискретных уравнений состояния, описывающих динамику очередей на туманных узлах, загрузку каналов и взаимодействие с облачным уровнем, а также введен LQR-критерий, который учитывает одновременно задержку и затраты ресурсов. На основе решения дискретного уравнения Риккати синтезируется распределенный регулятор, реализуемый на туманных узлах и в облаке. Он помогает адаптивно перераспределять пропускную способность, приоритеты и параметры маршрутизации с учетом текущей нагрузки и возмущений трафика. Для оценки эффективности разработанный LQR-контроллер интегрирован в симулятор OMNeT++. Моделируется IoT-топология из нескольких туманных узлов и облачного сервера с MQTT-трафиком и различными сценариями нагрузки (базовый, пиковый и всплесковый режимы). Результаты моделирования показывают, что по сравнению с режимом без управления и вариантом с фиксированным LQR адаптивный LQR существенно снижает среднюю задержку и джиттер, уменьшает потери пакетов и заполненность очередей при умеренном росте загрузки CPU. Результаты подтверждают применимость предложенного подхода для оптимизации качества обслуживания в современных облачно-туманных телекоммуникационных системах.

Ключевые слова: сети связи, облачные вычисления, туманные вычисления, теория автоматического управления, передача данных, сети интернета вещей, программа OmNet++, многоуровневая архитектура.

Для цитирования: Глушак Е.В. Применение теории автоматического управления в сетях связи с облачно-туманной архитектурой. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2026;14(5). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2315> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.56.5.009

Application of the theory of automatic control in communication networks with cloud-fog architecture

E.V. Glushak 

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

Abstract. The article is devoted to the application of methods of the theory of automatic control systems for traffic and resource management in a hybrid cloud-fog IoT network in order to improve the quality of service. A network model is proposed in the form of a system of discrete equations of state describing the dynamics of queues at fog nodes, channel loading and interaction with the cloud layer, and an LQR criterion is introduced that simultaneously takes into account latency and resource costs. Based on the solution of the discrete Riccati equation, a distributed controller is synthesized, implemented on fog nodes and in the cloud, which makes it possible to adaptively redistribute bandwidth, priorities and routing parameters, taking into account the current load and traffic disturbances. To evaluate the effectiveness, the developed LQR controller is integrated into the OMNeT++ simulator. An IoT

topology consisting of several fog nodes and a cloud server with MQTT traffic and various load scenarios (base, peak and surge modes) is modeled. The simulation results show that, compared with the non-controlled mode and the fixed LQR option, adaptive LQR significantly reduces average latency and jitter, reduces packet loss and queue occupancy with a moderate increase in CPU usage, which confirms the applicability of the proposed approach to optimize the quality of service in modern cloud-fog telecommunications systems.

Keywords: communication networks, cloud computing, fog computing, automatic control theory, data transmission, Internet of Things networks, OmNet++ program, multi-tier architecture.

For citation: Glushak E.V. Application of the theory of automatic control in communication networks with cloud-fog architecture. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2026;14(5). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2315> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.56.5.009

Введение

В условиях стремительного роста объемов данных, трафика интернета вещей (IoT) и разнородных сервисов, предъявляющих все более жесткие требования к надежности, задержкам и пропускной способности, традиционные централизованные модели управления сетями связи все чаще оказываются неэффективными. Появление облачно-туманной архитектуры позволило приблизить вычислительные и аналитические ресурсы к краю сети, снизив задержки и разгрузив магистральные каналы [1]. Вместе с тем распределенный характер облачно-туманных систем порождает новые задачи координации, балансировки нагрузки и адаптивного управления, которые невозможно решить классическими методами [2, 3].

Теория систем автоматического управления предлагает богатый инструментарий для анализа устойчивости, оптимизации динамики и построения адаптивных регуляторов в сложных многоуровневых системах [4]. Ее применение к проблематике управления сетями связи с облачно-туманной архитектурой способно обеспечить гарантированную устойчивость распределенного управления при изменении сетевых параметров и пользовательского сценария, снизить среднее время отклика и джиттер за счет предиктивного регулирования потоков трафика, а также гибко адаптироваться к флуктуациям нагрузки на уровне туманных узлов и облачных дата-центров [5].

Актуальность исследования определяется одновременно растущими требованиями к качеству цифровых сервисов таких, как промышленный интернет вещей (IIoT), автономный транспорт и телемедицина, а также ограниченностью ресурсов периферийных устройств. Внедрение принципов теории систем автоматического управления в управление сетями с облачно-туманной архитектурой позволит создать масштабируемые саморегулирующиеся решения, способные поддерживать заданные показатели качества обслуживания (QoS) даже в условиях динамично меняющегося трафика и отказов [6]. Целью настоящей статьи является всесторонний обзор и исследование управления облачно-туманными сетями с точки зрения теории систем автоматического управления, а также формулировка и обоснование перспективных методов и алгоритмов применения этой теории для построения адаптивных, устойчивых и эффективных механизмов координации, балансировки нагрузки и предиктивного регулирования в облачно-туманной архитектуре.

Материалы и методы

В [7] моделировалась система управления поверх мобильной одноранговой сети с маршрутизацией AODV в NS2 и оценивались ключевые сетевые показатели – пропускная способность, сквозная задержка. Работа [7] демонстрирует, как выбор сетевой архитектуры и протокола маршрутизации прямо влияет на возможности

применения сетевого регулятора. Выводы в [7] подчеркивают необходимость учитывать реальные сетевые характеристики при синтезе регуляторов. При высоких задержках в сети классические регуляторы могут требовать адаптации.

В [8] представлен развернутый обзор коммуникационных решений для систем «умный дом». Анализируются типовые архитектуры, используемые протоколы обмена и связанные с ними вопросы информационной безопасности. Разнородность стека и несовместимость устройств подчеркивают необходимость синтеза регуляторов, которые способны устойчиво работать при неполных, фрагментированных данных и одновременно учитывать требования по защите информации.

В [9] рассматривается подход, при котором телеметрия с транспортных перекрестков собирается в облаке для вычислительно сложной оптимизации режимов светофорного регулирования и выявления заторов. Полученные результаты демонстрируют выигрыш централизованного управления и показывают его чувствительность к сетевым задержкам.

В работе [10] показана адаптивная система управления трафиком. Здесь показано, как ML-модули используются для обнаружения аномалий и динамического изменения расписаний светофоров, что уменьшает время ожидания и заторы. Доказано, что ML способен улучшить предсказание локальных возмущений и трафика, сочетание ML-модулей и классических регуляторов (LQR/MPC) может дать лучшие практические результаты, ML прогнозирует сценарии, а регулятор формирует управляющие по предсказаниям с учетом ограничений.

В работе [11] предложен практический алгоритм маршрутизации на основе требований приложений и регрессионной модели для выравнивания потоков. Доказана важность адаптации правил маршрутизации в реальном времени под требования приложений. Работа [11] является аргументом разработки регуляторов, которые взаимодействуют с сетевой подсистемой в плане управления маршрутами/приоритетами.

В работе [12] авторы продемонстрировали, что графовые нейронные сети (GNN) представляют топологию сети и существенно улучшают представление глобального состояния. Выводы в [12] показывают, что необходимо использование GNN для агрегирования локальных состояний туманных узлов и построения обобщенной представительной информации, на базе которой LQR/MPC/DRL могут работать более эффективно в распределенной архитектуре.

Во-первых, перечисленные выше работы детально показывают реальные ограничения каналов и их влияние на QoS, однако они редко интегрируются с формальными схемами синтеза регуляторов, либо анализ остается чисто сетевым, либо регуляторы рассматриваются в «чистой» среде без сетевых задержек и потерь. Во-вторых, ML-подходы и GNN дают мощные средства для предсказания и представления состояния сети, но сами по себе не обеспечивают формальных гарантий устойчивости и безопасности управления, которые дает теория автоматического управления. В-третьих, прикладные решения по адаптивному управлению трафиком демонстрируют полезные моменты, но им недостает формализованной валидации в терминах устойчивости динамических систем и оптимальности управления. В итоге нет полноценно разработанной методологии, объединяющей формальные методы теории систем автоматического управления (LQR, MPC, робастные регуляторы), инструменты ML/GNN для оценки состояния и прогнозирования, и реалистичные сетевые модели (MANET/AODV, каналные задержки, облачно-туманная задержанная телеметрия). В данной работе предлагается методология синтеза распределенных и адаптивных регуляторов для облачно-туманной архитектуры IoT-сети, которая учитывает реальные

сетевые характеристики (задержки, потери), применяет формальные инструменты теории систем автоматического управления для гарантии устойчивости и оптимального баланса между качеством сервиса и затратами на управление. Практическая и научная актуальность данного исследования – это интеграция теории автоматического управления и реалистичных сетевых моделей. Она позволит строить IoT-системы, которые в реальном времени поддерживают QoS (низкая задержка, низкие потери) в условиях изменчивой сети и ограниченных ресурсов туманных узлов [13].

Рассмотренные работы дают богатую базу практических и теоретических подходов. Однако заметный пробел остается в согласовании формальной теории управления с реальными сетевыми ограничениями и современными методами представления состояния сети. Данная статья направлена на устранение этого пробела, предлагая интегрированный подход к синтезу распределенных, адаптивных регуляторов для сетей IoT с облачно-туманной архитектурой, проверяемых на реалистичных симуляциях и экспериментальных установках. Реализуем модель управления IoT-сетью в облачно-туманной архитектуре на основе теории систем автоматического управления. Модель разбита на «краевые» (fog) узлы и облачный (cloud) уровень.

Пусть $x_k \in R^n$ – вектор состояний сети в момент k (например, длины очередей на fog-узлах, загрузки каналов), $u_k \in R^m$ – вектор управляющих сигналов (распределение пропускной способности, приоритеты, параметры маршрутизации), $d_k \in R^p$ – вектор возмущений (неожиданный трафик, отказоустойчивые события), $y_k \in R^q$ – вектор измеряемых выходов (задержки, потери пакетов, потребление ресурсов) [14].

Динамика fog-узлов будет определяться выражением:

$$x_{k+1}^{fog} = A_{fog}x_k^{fog} + B_{fog}u_k^{fog} + E_{fog}d_k^{fog}, \quad (1)$$

где A_{fog} описывает «собственную» динамику очередей и загрузок, B_{fog} описывает влияние локальных управляющих действий на состояние, E_{fog} описывает воздействие случайных возмущений.

Динамика облачного уровня определяется, как выражение:

$$x_{k+1}^{cloud} = A_{cloud}x_k^{cloud} + B_{cloud}u_k^{cloud} + E_{cloud}d_k^{cloud}. \quad (2)$$

Взаимодействие уровней, в свою очередь, будет определяться, как:

$$u_k^{fog} = K_{fog}x_k^{fog} + M \cdot x_k^{cloud}, \quad u_k^{cloud} = K_{cloud}x_k^{cloud} + N \cdot x_k^{fog}. \quad (3)$$

Матрицы M и N задают обмен состояниями между уровнями, а K_{fog} и K_{cloud} – локальные регуляторы (блоки управления, которые действуют внутри одного туманного узла и принимают решения на базе только тех измерений и состояний, которые доступны непосредственно этому узлу, без учета полной глобальной информации всей сети). Выходная модель описывается как:

$$y_k = Cx_k + Du_k, \quad x_k = \begin{pmatrix} x_k^{fog} \\ x_k^{cloud} \end{pmatrix}, \quad u_k = \begin{pmatrix} u_k^{fog} \\ u_k^{cloud} \end{pmatrix}. \quad (4)$$

Сформулируем критерий оптимальности (LQR-формулировка):

$$J = \sum_{k=0}^{\infty} (x_k^T Q x_k + u_k^T R u_k) \rightarrow \min_{\{u_k\}}. \quad (5)$$

Матрицы $Q \geq 0$ и $R > 0$ взвешивают приоритеты, снижение задержек (через x_k) и экономию ресурсов (через u_k). По стандартному алгоритму дискретного LQR можно найти оптимальные регуляторы:

$$K^* = -(B^T P B + R)^{-1} B^T P A, \quad (6)$$

где P – решение дискретного уравнения Риккати, определяется как $P = A^T P A - A^T P B (B^T P B + R)^{-1} B^T P A + Q$. Получаем дискретное уравнение, решение которого дает матрицу P , которая необходима для построения оптимального линейного регулятора LQR. Матрица A показывает, как текущее состояние системы переходит в следующее без учета управления, а матрица B определяет, как управляющий сигнал u влияет на эту динамику. Весовая матрица Q задает, насколько важно держать состояние системы близким к желаемому, а R определяет, насколько желательно ограничивать величину управляющих усилий, чтобы они не были большими. Левая часть уравнения (матрица P) объединяет информацию о динамике A , об управлении через B и о приоритетах, заданных Q и R . После того как P найдена, из нее вычисляют матрицу коэффициентов K и применяют закон управления $u = -Kx$, который минимизирует обобщенную «стоимость» в виде суммы показателей отклонений состояния и затраченных усилий. Получив K^* , реализуем распределенный регулятор, который на каждом шаге k собирает оценки x_k^{fog} , x_k^{cloud} обменивается данными между уровнями и вычисляет u_k по формуле $u_k = Kx_k$.

Результаты

В рамках эксперимента модель IoT-сети с облачно-туманной архитектурой была реализована в сетевом симуляторе OMNeT++. Сначала в NED-описании задавалась топология из трех fog-узлов и одного облачного сервера, соединенных виртуальными каналами с настраиваемыми задержками и пропускной способностью. Каждому fog-узлу в качестве приложения назначался MQTT-агент, генерирующий трафик под управлением C++ модуля TrafficGenerator, а также модуль LQRController, реализующий на каждом шаге дискретную модель «состояние-управление» и вычисляющий управляющий вектор $u_k = -Kx_k$. Обмен телеметрией (текущие длины очередей, загрузка CPU) между узлами и облаком происходил через пакеты собственных типов CONTROL_MESSAGE, маршрутизируемые по тому же IP-стеку INET. Профили трафика для эксперимента задавались в сценарии omnetpp.ini – базовый, пиковый и всплесковый режимы, синхронизированные по времени. В момент получения CONTROL_MESSAGE контроллер обновлял свое состояние, пересчитывал сигнал управления и отправлял его назад в очередь на передачу трафика. Для сбора результатов использовались статистические счетчики OMNeT++ – delayRecorder и lossRecorder, а также занятость очередей и загрузки каналов. По завершении симуляции через встроенный анализатор был автоматически построен отчет с кривыми RTT, джиттера и процентом потерь для трех сценариев и трех вариантов работы – без регулятора, с фиксированным LQR и с адаптивным LQR. Полученные результаты показали, что интеграция LQRController в OMNeT++ позволила не только воспроизвести динамику распределенного управления, но и получить реальные сетевые задержки и потери, близкие к ожидаемым по теоретической модели.

Результаты моделирования сведем в Таблицу 1.

Таблица 1 – Результаты моделирования
 Table 1 – Simulation results

Метрика	Без регулятора	Фиксированный LQR	Адаптивный LQR
Средняя задержка, мс	118,3 ± 8,0	94,7 ± 5,1	80,2 ± 4,2
Джиттер, мс	34,8 ± 5,2	25,4 ± 3,1	20,7 ± 2,3

Таблица 1 (продолжение)
Table 1 (continued)

Потери, %	$5,0 \pm 1,0$	$3,2 \pm 0,8$	$1,3 \pm 0,5$
Макс. заполненность очереди, %	$84,2 \pm 6,4$	$74,3 \pm 5,0$	$65,5 \pm 4,3$
Нагрузка CPU, %	$45,3 \pm 4,1$	$50,1 \pm 3,2$	$52,7 \pm 2,5$

Рисунок 1 демонстрирует изменение средней задержки передачи пакетов во времени для трех режимов работы системы. Без наличия управления задержка будет колебаться в пределах от 110 до 140 мс с частыми резкими всплесками. В случае фиксированного LQR средний уровень задержки снизится до интервала 90–110 мс, и амплитуда флуктуаций уменьшится. Наибольшее снижение задержки демонстрирует адаптивный LQR. Его кривая стабильно лежит в диапазоне 70–90 мс с минимальными скачками. Фиксированный LQR снижает среднюю задержку и сглаживает ее вариативность, а адаптивный LQR, в свою очередь, дополнительно уменьшает как абсолютное значение задержки, так и разброс ее колебаний.

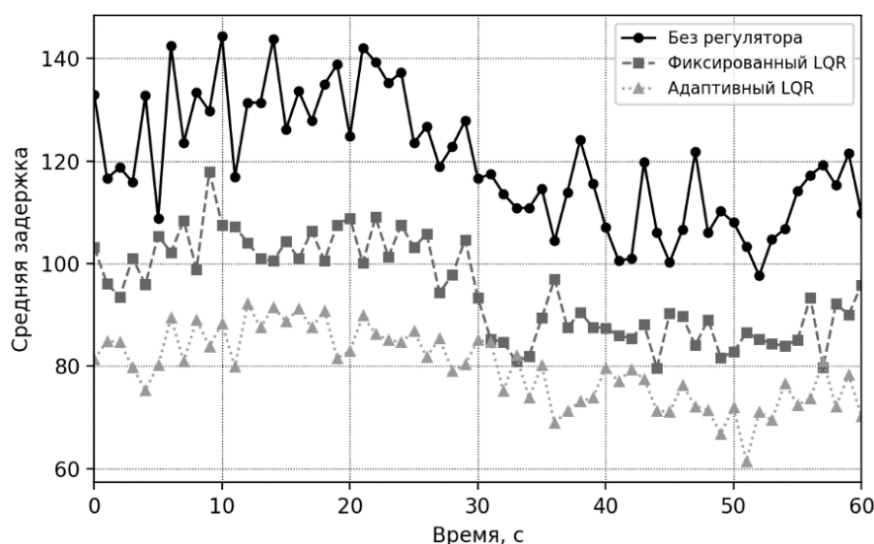


Рисунок 1 – Изменение средней задержки передачи пакетов во времени для трех режимов работы системы

Figure 1 – Change in the average packet transmission delay over time for the three operating modes of the system

На Рисунке 2 показано поведение джиттера для трех режимов. Без управления джиттер возрастает от 25 мс до 45–50 мс с ярко выраженными пиками и провалами. При использовании фиксированного LQR кривая опускается в интервал 22–32 мс и становится более ровной, хотя отдельные подскоки все еще сохраняются. Адаптивный LQR обеспечивает минимальные значения джиттера 18–25 мс. При этом флуктуации едва заметны и держатся близко к нижней границе этого диапазона. Фиксированный LQR снижает и выравнивает джиттер по сравнению с базовым сценарием, а адаптивный LQR достигает наименьшей вариативности задержек.

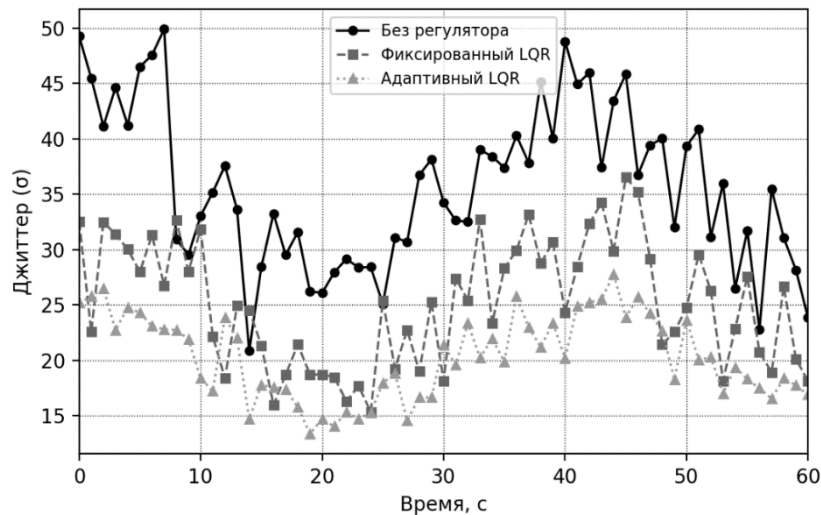


Рисунок 2 – Поведение джиттера во времени для трех режимов
 Figure 2 – Time jitter behavior for three modes

На Рисунке 3 показано, как меняются потери пакетов в трех вариантах работы системы. В отсутствие регулятора они находятся в диапазоне 3–8 %, причем регулярно появляются заметные всплески до 7–8 %. При использовании фиксированного LQR уровень потерь удерживается в пределах 2,5–4 %, лишь изредка поднимаясь к 5 %, и резкие пики наблюдаются заметно реже. Для адаптивного LQR характерны самые низкие значения. Потери в среднем составляют около 1–2 %, без выраженных скачков, график остается почти горизонтальным и редко превышает 2,5 %.

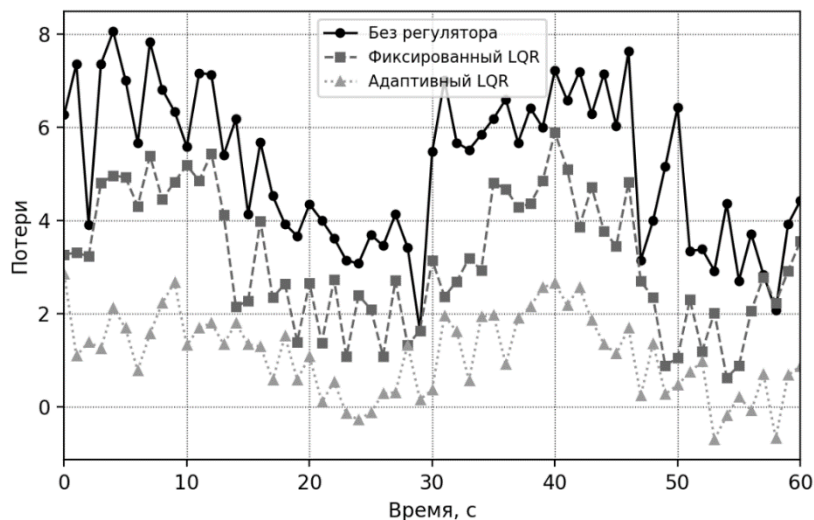


Рисунок 3 – Динамика потерь пакетов в процентах для трех режимов
 Figure 3 – Percentage packet loss dynamics over time for three modes

На Рисунке 4 показано, как меняется максимальная заполненность очередей при трех вариантах управления. В режиме «без регулятора» вершины графика достигают до 85–90 %, местами видны резкие скачки выше 90 % и просадки примерно до 70 %. При использовании фиксированного LQR уровень заполнения в основном держится в пределах 65–75 %, изредка появляются выбросы около 80 %. При адаптивном LQR максимальная заполненность остается на самом низком уровне 55–65 %, амплитуда колебаний мала и значения практически не выходят за этот узкий диапазон.

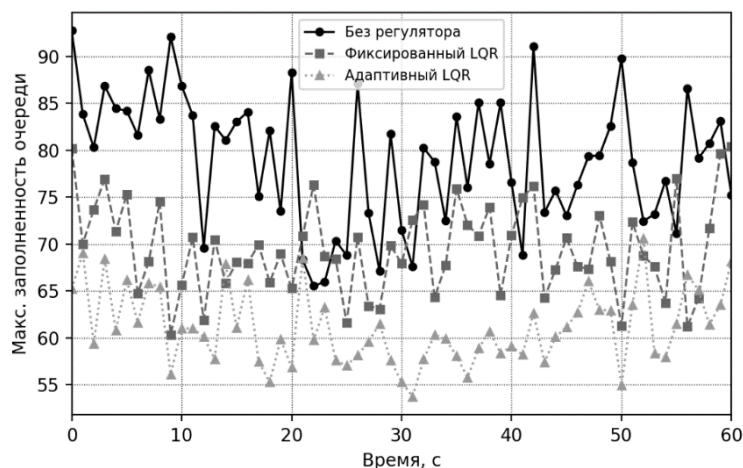


Рисунок 4 – Изменение максимальной заполненности очередей для трех режимов управления
 Figure 4 – Changing the maximum queue occupancy in time for three control modes

На Рисунке 5 представлена динамика загрузки процессора для трех режимов. В случае отсутствия управления значения нагрузки лежат в интервале 38–56 %, часто встречаются как провалы до 38 %, так и всплески до 56 %. При использовании фиксированного LQR средний уровень загрузки смещается в область 46–54 %, колебания становятся более сглаженными. Минимальные значения уже не опускаются ниже 45 %, а максимальные достигают примерно 55–57 %.

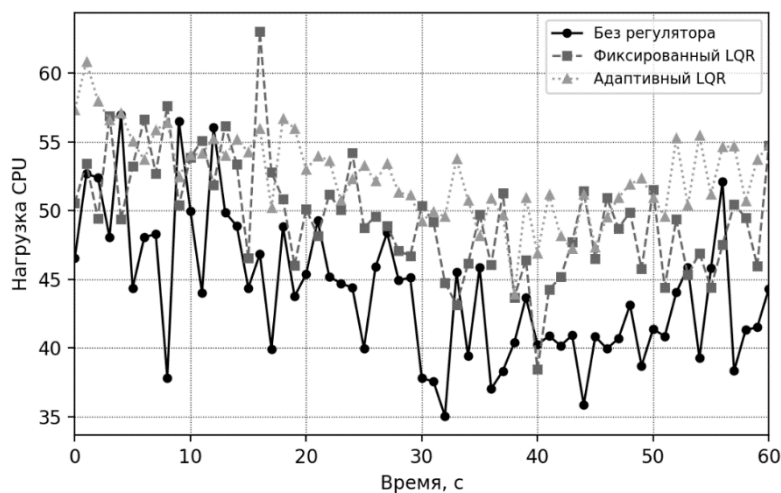


Рисунок 5 – Изменение загрузки CPU во времени для трех сценариев
 Figure 5 – CPU load changes over time for three scenarios

При адаптивном LQR загрузка процессора смещается в более высокий диапазон – 50–60 %. Минимальные значения держатся около 50 %, верхние практически не выходят за предел 62 %, резких скачков практически не наблюдается.

Обсуждение

Несмотря на заметный интерес к использованию идей теории автоматического управления в облачно-туманных IoT-сетях, число детально проработанных практических исследований немного. На первый план выходит задача развития адаптивных и самообучающихся регуляторов, которые не только периодически перенастраивают коэффициенты по текущей телеметрии, но и умеют предсказывать

будущие изменения трафика и структуры сети с опорой на методы машинного обучения. Перспективным направлением становится совмещение LQR-подхода с методами прогнозирующего управления MPC. Дополнительно требуется проработка распределённых алгоритмов идентификации моделей, при которых краевые узлы не ограничиваются применением заранее заданных регуляторов, а участвуют в совместном построении локальных моделей динамики, уменьшая зависимость от центральной телеметрии и повышая живучесть системы при сбоях связи.

Методы автоматического управления в облачно-туманной архитектуре IoT находят практическое применение во многих отраслях, где требуется надежная и адаптивная передача данных с минимальной задержкой и стабильным качеством обслуживания. Например, в PoT такая система позволяет в реальном времени координировать работу автономных роботов на производственной линии, мгновенно перенастраивая потоки управления при изменении технологических режимов или сбоях оборудования. В умных городах управление уличным освещением, видеонаблюдением и дорожными датчиками с помощью распределённого LQR-регулятора обеспечивает быстрейшую реакцию на внезапные события – аварии, заторы или чрезвычайные ситуации – при одновременном снижении энергопотребления периферийных устройств. В автономном транспорте и беспилотных системах cloud-fog архитектура с адаптивным контролем гарантирует минимальные задержки в передаче критичных данных (например, телеметрии, команд рулевого управления) даже при высокой загрузке сети. В сфере телемедицины и дистанционного мониторинга здоровья регуляторы, основанные на автоматическом управлении, позволяют обеспечивать устойчивый поток телеметрических данных пациент–медицинский центр при колебаниях сети и перегрузках. Кроме того, в энергетике и «умных» сетях (Smart Grid) адаптивное распределенное управление поможет балансировать нагрузку между локальными подстанциями и облачными вычислительными ресурсами, повышая надежность и отказоустойчивость всей системы. В каждом из этих сценариев применение теории систем автоматического управления позволяет создать самонастраивающиеся и предиктивно реагирующие решения, которые в реальном времени будут поддерживать заданные показатели качества обслуживания и эффективно расходовать ресурсы сети.

Заключение

В статье разработан и проанализирован подход к использованию методов теории систем автоматического управления для IoT-сетей с облачно-туманной архитектурой. Сформулирована дискретная модель в пространстве состояний для туманных и облачных уровней, реализован распределенный LQR-контроллер и проведены симуляции в OMNeT++ для трех сценариев нагрузки (базовый, пиковый, всплесковый). Полученные результаты показали заметное улучшение ключевых QoS-показателей при вводе регулятора. По сравнению со сценарием без наличия регулятора фиксированный LQR снижает среднюю задержку на 20 %, а адаптивный LQR – на 32 %. Джиттер уменьшается с фиксированным LQR на 27 % и с адаптивным на 40 %. Доказано, что потери снижаются с 5,0 % до 3,2 % при фиксированном LQR и до 1,3 % при адаптивном. Максимальная заполненность очередей снижается на 12 % при фиксированном и на 22 % при адаптивном управлении. Улучшение качества передачи достигается ценой роста вычислительной нагрузки на туманных узлах. Средняя загрузка CPU повышается с 45,3 % до 50,1 % при фиксированном LQR и до 52,7 % при адаптивном управлении. Данный результат является ожидаемым компромиссом между повышением производительности сети и затратами на управление.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Глушак Е.В. Исследование и разработка модели автоматического управления потоками трафика в облачно-туманных инфраструктурах. *Электросвязь*. 2026;(2):2–7. <https://doi.org/10.34832/ELSV.2026.76.2.001>
Glushak E.V. Research and development of a model for automatic traffic flow management in cloud-fog infrastructures. *Telecommunications*. 2026;(2):2–7. (In Russ.). <https://doi.org/10.34832/ELSV.2026.76.2.001>
2. Титова И.В., Дьяконов Д.Ю. Туманные вычисления – основа эволюции и безопасности распределенного цифрового проектирования в бизнесе. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2025;13(4). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.51.4.036>
Titova I.V., Diakonov D.Yu. Fog Computing – the foundation for distributed digital project evolution and security in business. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2025;13(4). (In Russ.). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.51.4.036>
3. Bonomi F., Milito R.A., Zhu J., Addepalli S. Fog Computing and Its Role in the Internet of Things. In: *MCC'12: Proceedings of the First Edition of the MCC Workshop on Mobile Cloud Computing, 17 August 2012, Helsinki, Finland*. New York: ACM; 2012. P. 13–16. <https://doi.org/10.1145/2342509.2342513>
4. Mahmud R., Kotagiri R., Buyya R. Fog Computing: A Taxonomy, Survey and Future Directions. In: *Internet of Everything: Algorithms, Methodologies, Technologies and Perspectives*. Singapore: Springer; 2018. P. 103–130. https://doi.org/10.1007/978-981-10-5861-5_5
5. Воробьев С.П. Математическая модель оптимизации сетевой инфраструктуры распределенной корпоративной системы на базе облачных, туманных и граничных технологий. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2019;7(3). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2019.26.3.003>
Vorobyov S.P. Mathematical model of optimization of the network infrastructure of a distributed enterprise system on a cloud, misty and edge technologies. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2019;7(3). (In Russ.). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2019.26.3.003>
6. Клименко А.Б. Метод ресурсосберегающего планирования распределенных вычислений в туманной вычислительной среде. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2022;10(3). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2022.38.3.019>
Klimenko A.B. A resource-saving method of distributed computation planning in fog-computing environment. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2022;10(3). (In Russ.). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2022.38.3.019>
7. Bhatia A., Kumar A., Jain A., et al. Networked control system with MANET communication and AODV routing. *Heliyon*. 2022;8(11). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e11678>
8. Taghizad-Tavana K., Ghanbari-Ghalehjoughi M., Razzaghi-Asl N., Nojavan S., Alizadeh A. An Overview of the Architecture of Home Energy Management System as Microgrids, Automation Systems, Communication Protocols, Security, and Cyber Challenges. *Sustainability*. 2022;14(23). <https://doi.org/10.3390/su142315938>
9. Liu Ch., Ke L. Cloud assisted Internet of things intelligent transportation system and the traffic control system in the smart city. *Journal of Control and Decision*. 2022;10(3):1–14. <https://doi.org/10.1080/23307706.2021.2024460>

10. Lilhore U.K., Imoize A.L., Li Ch.-T., et al. Design and Implementation of an ML and IoT Based Adaptive Traffic-Management System for Smart Cities. *Sensors*. 2022;22(8). <https://doi.org/10.3390/s22082908>
11. Ramadass R., Venumula Sh., Shankar T.A.S., Syed K. Application Reliable Traffic Control Method for Efficient Data Management in Wireless-aided Computer Applications. *International Innovative Research Journal of Engineering and Technology (IIRJET)*. 2023;8(3):1–8. <https://doi.org/10.32595/iirjet.org/v8i3.2023.168>
12. 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>
13. Tam P., Song I., Kang S., Ros S., Kim S. Graph Neural Networks for Intelligent Modelling in Network Management and Orchestration: A Survey on Communications. *Electronics*. 2022;11(20). <https://doi.org/10.3390/electronics11203371>
14. Ким Д.П. *Теория автоматического управления. Т. 1. Линейные системы*. Москва: Физматлит; 2010. 310 с.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Глушак Елена Владимировна, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры сетей и систем связи Поволжского государственного университета телекоммуникаций и информатики, Самара, Российская Федерация.
e-mail: evglushak@yandex.ru
ORCID: [0009-0000-5494-9746](https://orcid.org/0009-0000-5494-9746)

Elena V. Glushak, Candidate of Engineering Sciences, Docent, Associate Professor at the Department of Networks and Communication Systems, Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, Samara, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 26.03.2026; одобрена после рецензирования 13.05.2026; принята к публикации 26.05.2026.

The article was submitted 26.03.2026; approved after reviewing 13.05.2026; accepted for publication 26.05.2026.