

МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ПОДХОДЫ К ОЦЕНКЕ КАЧЕСТВА ОБСЛУЖИВАНИЯ (QoS) И ПОЛЬЗОВАТЕЛЬСКОГО ОПЫТА (QoE) В ИНТЕГРИРОВАННЫХ CLOUD-FOG-EDGE ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ АРХИТЕКТУРАХ

METHODOLOGICAL APPROACHES TO EVALUATING QUALITY OF SERVICE (QoS) AND QUALITY OF EXPERIENCE (QoE) IN INTEGRATED CLOUD-FOG-EDGE COMPUTING ARCHITECTURES

V. Cherepenin
I. Chebanov
S. Vorobyov

Summary. The paper explores modern approaches to assessing Quality of Experience (QoE) and Quality of Service (QoS) in distributed Cloud-Fog-Edge architectures. Special focus is given to the role of machine learning algorithms in predicting user perception from objective metrics. The study highlights the benefits of hybrid evaluation models combining technical and behavioral factors. The necessity of integrating intelligent quality control mechanisms under high-load and variable network conditions is substantiated.

Keywords: Quality of Service, Quality of Experience, distributed architecture, Cloud-Fog-Edge, intelligent technologies, digital platforms.

Черепенин Валентин Анатольевич
Аспирант, Южно-Российский государственный
политехнический университет (НПИ)
имени М.И. Платова (г. Новочеркасск)
cherept2@gmail.com

Чебанов Илья Александрович
Аспирант, Южно-Российский государственный
политехнический университет (НПИ)
имени М.И. Платова (г. Новочеркасск)
ilia_cheb@gmail.com

Воробьев Сергей Петрович
кандидат технических наук, доцент, Южно-Российский
государственный политехнический университет (НПИ)
имени М.И. Платова (г. Новочеркасск)
vsp1999@yandex.ru

Аннотация. В статье рассматриваются современные подходы к оценке пользовательского опыта (QoE) и качества обслуживания (QoS) в распределённых архитектурах Cloud-Fog-Edge. Особое внимание уделяется роли алгоритмов машинного обучения в прогнозировании субъективных оценок на основе объективных метрик. Анализируются преимущества гибридных моделей оценки, сочетающих технические и поведенческие параметры. Обоснована необходимость интеграции интеллектуальных механизмов управления качеством в условиях высокой нагрузки и изменчивости трафика.

Ключевые слова: качество обслуживания, пользовательский опыт, Cloud-Fog-Edge, интеллектуальные технологии, распределённые архитектуры, цифровые сервисы.

В прикладном контексте QoE представляет собой со-вокупность субъективных и объективных ожиданий и впечатлений пользователя, формирующихся при взаимодействии с цифровыми сервисами в конкретных условиях. Этот подход учитывает не только технические характеристики, но и поведенческие, психологические и ситуационные факторы. Архитектуры, основанные исключительно на облачных вычислениях, нередко оказываются неэффективными при необходимости минимизировать задержки и обрабатывать данные почти в реальном времени. Это особенно важно для систем управления производством и служб экстренного реагирования. В таких случаях требуются распределённые модели, например Cloud-Fog-Edge, способные гибко перераспределять вычислительную нагрузку по уровням.

QoS включает объективные метрики, отражающие техническое состояние сети — задержки, потери пакетов, джиттер, пропускную способность. QoE же представляет субъективную реакцию пользователя, основанную на восприятии качества цифрового сервиса. Хотя улучшенные параметры QoS могут способствовать повышению QoE, между ними не всегда существует прямая зависимость: восприятие зависит от контекста и индивидуальных факторов. Как отмечают М.Х. Омар и со-авторы, в последние годы активно развиваются модели, устанавливающие связи между объективными сетевыми показателями и субъективной оценкой качества. Для этого применяются как статистические методы и регрессии, так и современные подходы — машинное обучение, нейросети и гибридные алгоритмы, опирающиеся на поведенческие и контекстуальные данные [1]. Выбор мето-

да зависит от типа услуги, структуры данных и целей анализа — от оптимизации ресурсов до персонализации.

QoE можно рассматривать как многомерную категорию, объединяющую ожидания, эмоции, пользовательский опыт и технические параметры. В этой системе QoS играет роль одного из компонентов, влияющих на итоговую оценку взаимодействия. QoE включает как объективные характеристики, так и субъективные восприятия, выступая надсистемным понятием по отношению к QoS [2, с. 170806]. Для измерения QoS в телекоммуникациях применяются такие метрики, как потери пакетов, задержки, джиттер и пропускная способность. Механизмы управления QoS охватывают приоритезацию пакетов, интеллектуальные маршруты передачи и динамическое распределение пропускной полосы [3], что позволяет адаптировать сеть к требованиям трафика и ожиданиям пользователей.

В рамках данного исследования основное внимание уделено многоуровневым архитектурам Cloud-Fog-Edge, которые становятся ключевыми для эффективного управления потоками данных в IoT-среде. Эти архитектуры предназначены для решения задач масштабной и чувствительной ко времени обработки информации, типичной для IoT-приложений. В условиях стремительного увеличения объёмов данных и требований к скорости обработки они обеспечивают необходимую гибкость и вычислительную эффективность. Архитектура включает три уровня — облачный, туманный и периферийный — каждый из которых выполняет специфические функции с учётом локализации, срочности и объёма данных. Их интеграция создаёт единую вычислительную среду, где интеллектуальное распределение задач между уровнями позволяет снижать задержки и повышать надёжность функционирования даже при высокой нагрузке [4].

Распределённые вычислительные решения всё чаще базируются на сочетании Cloud, Fog и Edge-подходов, что позволяет гибко адаптироваться к запросам пользователей. Одним из их главных достоинств является близость обработки данных к источнику, что снижает задержки и положительно влияет на QoE. Однако QoE до сих пор недостаточно интегрировано в архитектуры на уровне планирования и управления ресурсами. В рамках данного исследования компоненты, ориентированные на повышение QoE, структурированы по вычислительным уровням — от периферии до облака, включая технологии предсказания параметров QoE и методы управления пользовательским восприятием [5, с. 84580, 84588]. Для реализации таких подходов необходима новая экосистема, расширяющая традиционные IoT-модели.

Концепция fog computing в данной архитектуре рассматривается как связующее звено между облачными ресурсами и edge-уровнем. Её структура включает

три слоя: терминальный (конечные устройства), fog-уровень (локальные узлы) и облачный центр (централизованная обработка) [6]. Такое построение позволяет перераспределять задачи и обрабатывать данные ближе к их источнику, снижая задержки и уменьшая нагрузку на центральные серверы. Модель П.Х.Ш. Панахи, А.Х. Джалилванд и А. Дийанат использует алгоритм Random Forest для прогнозирования показателя MOS (Mean Opinion Score) на основе объективных сетевых метрик: задержки, джиттера, потеря пакетов, пропускной способности и битрейта. Эти параметры отражают работу сети и служат базой для моделирования пользовательского восприятия. В исследовании применяется адаптированная версия модели ITU-T P.1203, ориентированная исключительно на сетевые данные без анализа контента. Такой подход обеспечивает высокую точность при малых вычислительных затратах. Его ключевое достоинство — возможность оценки QoE на основе QoS, что особенно важно для динамичных систем Cloud-Fog-Edge. Для эффективного управления в таких условиях необходима быстрая настройка маршрутизации и приоритизации трафика [7, с. 1655, 1666].

Прогнозирование QoE требует учёта типа трафика: видеопотоки обычно используют переменную скорость передачи (VBR), а голосовой трафик — постоянную (CBR) [3]. Это влияет на выбор оценочных метрик и подходов к обработке. Для проверки точности моделей применяются показатели RMSE, MAE, precision, recall, F1 и общая точность (accuracy) [8]. Такой комплекс критериев позволяет оценить, насколько надёжно модель отражает поведение сети при изменяющейся нагрузке. Методология сочетает интеллектуальный анализ данных с классическим мониторингом сетевых параметров, обеспечивая масштабируемый механизм оценки пользовательского опыта в распределённых архитектурах.

Edge Computing сегодня развивается как ключевое направление для эффективной обработки данных у источника их генерации. Такая архитектура снижает нагрузку на облако, минимизирует задержки, повышает приватность и улучшает показатели QoS и QoE, особенно в системах, критичных к отклику. Ключевым преимуществом является возможность быстро обрабатывать локальные запросы и уменьшать объём передаваемого трафика. Однако ограниченные ресурсы и переменные нагрузки на периферии требуют применения интеллектуальных систем управления. Использование ИИ позволяет адаптировать вычисления к специфике приложений и эффективно контролировать энергопотребление [8]. Интеллектуальные механизмы на edge-уровне становятся необходимыми для поддержания стабильного качества в условиях нестабильной нагрузки.

Edge Computing представляет собой интеграцию вычислительных ресурсов, хранилищ и сетевой инфра-

структуры вблизи источников данных, что обеспечивает высокую скорость отклика и сниженные задержки. Для компенсации ограниченных возможностей конечных устройств применяется offloading — перенос ресурсоемких задач на более мощные edge-узлы, что улучшает обработку и соответствует параметрам QoS. При этом облачные технологии сохраняют значение для централизованных операций, но страдают от задержек и перегрузки каналов [9, с. 54041, 54051]. В этих условиях эффективным промежуточным решением выступает Fog Computing — уровень между edge и cloud, обеспечивающий маршрутизацию и предварительную обработку информации.

Fog-уровень представляет собой распределённую архитектуру, где каждый узел обслуживает несколько периферийных устройств. Это позволяет компенсировать нехватку вычислительных ресурсов на границе сети и снижать нагрузку на облачные центры [10]. Туманные узлы выполняют предварительную обработку, фильтрацию и агрегацию данных, что критично при ограниченной пропускной способности и высоких требованиях к скорости реакции. Интеграция fog — и edge-вычислений в рамках Cloud-Fog-Edge-подхода способствует повышению эффективности распределённых систем, обеспечивая сбалансированное распределение нагрузки между локальной обработкой и централизованными ресурсами, что улучшает QoS и стабильность пользовательского восприятия.

Вопрос оценки пользовательского опыта (QoE) активно изучается в научной и прикладной среде, поскольку он критичен для надёжного функционирования цифровых сервисов. Существующие методики включают субъективный, объективный и комбинированный подходы, каждый из которых имеет свои достоинства и ограничения, что требует комплексного анализа при построении эффективной модели оценки.

Субъективные методы оценки QoE основаны на участии пользователей и фиксируют их восприятие через опросы и экспертные оценки. Они отражают реальные ощущения, но требуют значительных временных и организационных ресурсов, что ограничивает их применимость в автоматизированных системах. Объективные подходы используют формальные метрики, извлечённые из параметров сети (задержки, потери пакетов, пропускная способность), обеспечивая непрерывный контроль без участия человека. Однако такие модели не всегда учитывают особенности пользовательского восприятия. В связи с этим всё большее распространение получают гибридные методики, сочетающие оба подхода. Они позволяют учитывать субъективные оценки и одновременно применять аналитические инструменты для автоматизации мониторинга и прогноза QoE, обеспечивая более точную связь с параметрами QoS [11].

Совершенствование гибридных моделей оценки QoE связано с использованием методов отбора признаков (feature engineering), которые позволяют выделить ключевые параметры, влияющие на восприятие качества. Алгоритмы машинного обучения и анализ данных выявляют зависимости между сетевыми характеристиками и пользовательскими оценками, способствуя сокращению входных данных и упрощению модели при сохранении её интерпретируемости. Исследования подчёркивают потенциал ИИ-технологий — нейросетей, деревьев решений, градиентного бустинга — в создании адаптивных систем управления качеством взаимодействия [12, с. 19508, 19511]. Их интеграция в Cloud-Fog-Edge-инфраструктуру обеспечивает точность прогнозов QoE и возможность адаптации сервисов под мультимедиа и интерактивные приложения. В целом гибридный подход представляет собой перспективное направление, обеспечивающее баланс между точностью субъективной оценки и эффективностью объективного мониторинга. Его развитие способствует формированию интеллектуальных систем управления качеством, способных учитывать многомерную природу пользовательского опыта в условиях распределённых вычислительных сред.

В гетерогенных Cloud-Fog-Edge-системах особую сложность представляет равномерное распределение ресурсов. Дисбаланс между уровнями архитектуры и типами ячеек может вызывать колебания пропускной способности и снижать стабильность QoE. Для решения этих задач используются интеллектуальные механизмы управления, обеспечивающие эффективное использование вычислительных и радиочастотных ресурсов при сохранении высокого QoS. Важное направление — внедрение AI и ML-алгоритмов, позволяющих перейти к предиктивным моделям управления, основанным на анализе телеметрических данных и выявлении устойчивых зависимостей, влияющих на пользовательское восприятие. DRL-технологии, сочетающие обучение с подкреплением и гибкость нейросетей, показали высокую эффективность в оптимизации распределения нагрузки и предотвращении перегрузок в сложных многомерных средах, характерных для Cloud-Fog-Edge-платформ [13, с. 37690, 37692, 37698].

Для управления пользовательским опытом в Cloud-Fog-Edge-средах требуется интеграция субъективных и объективных методов оценки. Первые основаны на взаимодействии с пользователями через опросы и анкетирование, раскрывая индивидуальное восприятие качества. Вторые опираются на измерение сетевых параметров — задержек, потерь, пропускной способности, а при необходимости — и физиологических данных. Только сочетание этих подходов позволяет получить достоверную и многогранную картину QoE. Использование платформ, способных параллельно собирать оба типа информации, становится ключевым элементом архи-

тектур оценки. Такие решения обеспечивают адаптацию сервисов в реальном времени и позволяют прогнозировать отклонения качества на основе телеметрии и пользовательских откликов [14, с. 1306].

Эффективное управление QoE в Cloud-Fog-Edge-системах требует не только оптимизации сетевых ресурсов, но и создания интеллектуальных решений, способных учитывать индивидуальные предпочтения пользователей и быстро адаптироваться к изменениям инфраструктуры. Ключевую роль в этом процессе играют AI/ML-технологии, гибридные модели оценки и адаптивные платформы.

По мнению Н. Цеплиньска и коллег, большинство исследований QoE проводится в формате поперечных срезов — краткосрочных лабораторных или полевых экспериментов. Хотя такие форматы упрощают организацию, они не всегда отражают реалии долгосрочного взаимодействия с цифровыми сервисами, где пользовательское восприятие меняется под влиянием опыта, привычек и условий эксплуатации. Это обуславливает значимость длительных наблюдений, позволяющих отслеживать динамику удовлетворённости в естественной среде на протяжении времени [14].

Регулярное наблюдение за пользователями позволяет выявлять устойчивые поведенческие шаблоны, указывающие на снижение QoE или риск отказа от сервиса. Это особенно важно в распределённых Cloud-Fog-Edge-средах, где любое изменение может повлиять на восприятие. Долгосрочные исследования дают возможность учитывать широкий контекст — от геопозиции и сетевой нагрузки до особенностей устройства, поведения и когнитивных характеристик. Учет таких переменных способствует созданию более точных моделей QoE, применимых для адаптации и совершенствования цифровых сервисов.

Показатель QoE всё чаще рассматривается как основной критерий эффективности цифровых сервисов, особенно в гетерогенных вычислительных и коммуникационных средах (HetNets). В современных сетях он перестаёт быть второстепенной метрикой и становится инструментом стратегического управления, способствующим росту удовлетворённости пользователей [1]. Это имеет особое значение для операторов и администраторов, обеспечивающих стабильность работы при изменяющейся нагрузке и трафике.

Одной из ключевых задач в гетерогенных архитектурах остается организация потоковой передачи мультимедийного контента с минимальными задержками и стабильным качеством. Нестабильность каналов, колебания трафика и разнообразие пользовательских устройств затрудняют поддержание предсказуемого уровня QoE. Необходимы не только постоянный мониторинг, но и

адаптивное управление на всех уровнях распределённой архитектуры. Используемые сегодня фиксированные шкалы битрейтов зачастую не отражают реального многообразия условий и устройств. Применение «лестницы битрейтов» в реальных потоковых системах без учёта контекста ограничивает возможности по улучшению восприятия и снижает лояльность пользователей [2, с. 170804, 170814]. Это обосновывает потребность в интеллектуальных подходах к динамической настройке кодирования и доставки с учётом особенностей контента, сети и клиентского оборудования.

Одной из перспективных стратегий является парадигма *fog computing* — децентрализованная модель, при которой обработка и хранение данных осуществляется ближе к их источникам. Такая архитектура способствует перераспределению нагрузки между облаком и периферией, снижая задержки и улучшая отклик приложений. Однако её широкое внедрение осложняется неоднородностью устройств, что затрудняет универсальное развертывание. Разнообразие сервисов и различие в требованиях к качеству доставки также усложняют управление ресурсами [6].

Инструменты искусственного интеллекта и анализа данных становятся ключевыми элементами *fog*-инфраструктур, позволяя прогнозировать поведение пользователей и эффективно управлять ресурсами. Интеллектуальные алгоритмы, встроенные в *fog*-узлы, способны оперативно обрабатывать сетевые показатели, учитывать контекст и адаптироваться к поведению пользователей, обеспечивая гибкое распределение ресурсов. Это способствует повышению QoE и устойчивости Cloud-Fog-Edge-архитектур к нагрузкам и изменяющимся условиям. Рисунок 1 содержит обобщение методических подходов к оценке качества обслуживания и пользовательского опыта.

Переориентация на пользовательский опыт (QoE) как основной критерий оценки цифровых услуг открывает возможности для повышения удовлетворённости пользователей, особенно на фоне усложнения мультимедийных сетей. При росте объёмов трафика и потребности в адаптивности цифровых решений возрастает значение субъективного восприятия качества. Однако долгосрочные исследования динамики QoE пока остаются малочисленными, что отражает недостаточную проработанность этой области. Несмотря на признание концепции *fog computing* в научной и профессиональной среде, её внедрение осложняется отсутствием стандартов, фрагментарностью решений и ограниченной инструментальной поддержкой. Тем не менее, растущий интерес к периферийной обработке данных подтверждает перспективность *fog*-подхода для дальнейшего развития.

На этом этапе особенно важно определить приоритетные направления дальнейших исследований.



Рис. 1. Методологические подходы к оценке QoS и QoE

Среди них — разработка архитектурных моделей, соответствующих специфике распределённых цифровых систем, а также стандартизация метрик QoS и QoE для повышения сопоставимости и объективности оценки. Также необходимы интегрированные платформы для управления мультиоблачной инфраструктурой с акцентом на масштабируемость, надёжность и чувствитель-

ность к параметрам взаимодействия. Перспективным направлением остаётся развитие персонализированных и контекстно-адаптивных подходов к управлению QoE, включая интеллектуальные механизмы самообучения и самонастройки в условиях неопределённости и разнообразных пользовательских сценариев.

ЛИТЕРАТУРА

1. Omar M.H.H. Using QoE Metric as a Decision Criterion in Multimedia Heterogeneous Network Optimization: Challenges and Research Perspectives / M.H.H. Omar, J.P. Kouraogo, W.J.M. Kabre, S.D.W. Tapsoba, O. Sie // Journal of Computer Networks and Communications. 2024. Vol. 2024. <https://doi.org/10.1155/2024/7864757>
2. Kalan, R. A Survey on QoE Management Schemes for HTTP Adaptive Video Streaming: Challenges, Solutions, and Opportunities / R. Kalan, I. Dulger // IEEE Access. 2024. Vol.12. p. 170803-170839. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3491613>
3. Mazhar, T. Quality of Service (QoS) Performance Analysis in a Traffic Engineering Model for Next-Generation Wireless Sensor Networks / T. Mazhar, M. Malik, S. Mohsan, Y. Li, I. Haq, S. Ghorashi, F. Karim, S. Mostafa // Symmetry. 2023. Vol. 15. Iss. 2. <https://doi.org/10.3390/sym15020513>
4. Kalyashina, A. Enhancing IoT systems through Cloud-Fog-Edge architectures challenges and opportunities / A. Kalyashina, Y. Smirnov, V. Esov, M. Kuznetsov, O. Dmitrieva // E3S Web of Conferences. 2024. Vol. 583. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202458306012>
5. Saovapakhiran, B. QoE-Driven IoT Architecture: A Comprehensive Review on System and Resource Management / B. Saovapakhiran, W. Naruephiphat, C. Charnsripinyo, S. Baydere, S. Ç zdemir // IEEE Access. 2022. Vol. 10. p. 84579–84621. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3197585>
6. Das, R. A review on fog computing: Issues, characteristics, challenges, and potential applications / R. Das, M. M. Inuwa // Telematics and Informatics Reports. 2023. Vol. 10. <https://doi.org/10.1016/j.teler.2023.100049>
7. Panahi, P.H.S. An Efficient Network-Based QoE Assessment Framework for Multimedia Networks Using a Machine Learning Approach / P.H.S. Panahi, A.H. Jalilvand, A. Diyanat // IEEE Open Journal of the Communications Society. 2025. Vol. 6. p. 1653–1669. <https://doi.org/10.1109/OJCOMS.2025.3543750>
8. Bourechak, A. At the Confluence of Artificial Intelligence and Edge Computing in IoT-Based Applications: A Review and New Perspectives / A. Bourechak, O. Zedadra, M. N. Kouahla, A. Guerrieri, H. Seridi, G. Fortino // Sensors. 2023. Vol. 23. Iss. 3. <https://doi.org/10.3390/s23031639>
9. Liu, B. A Survey of State-of-the-art on Edge Computing: Theoretical Models, Technologies, Directions, and Development Paths / B. Liu, Z. Luo, H. Chen, C. Li. // IEEE Access. 2022. Vol. 10. p. 54038–54063. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3176106>
10. Li, Z. A quick response data collection and management system for digital twin production line based on cloud-fog-edge computing collaboration / Z. Li, X. Mei, D. Zhang, Z. Sun, J. Xu // Digital Twin. 2025. Vol.4. Iss.7. <https://doi.org/10.12688/digitaltwin.17907.2>
11. Garcha-Torres M. Feature selection applied to QoS/QoE modeling on video and web-based mobile data services: An ordinal approach / M. Garcha-Torres, D.P. Pinto-Roa, C. N yez-Castillo, B. Quiconex, G. V bquez, M. Allegretti, M.E. Garcha-Diaz // Computer Communications. 2024. Vol. 217. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2024.02.004>
12. Kougoumtzidis, G. A Survey on Multimedia Services QoE Assessment and Machine Learning-Based Prediction / G. Kougoumtzidis, V. Poukkov, Z.D. Zaharis, P.I. Lazaridis // IEEE Access. 2022. Vol. 10. p. 19507–19538. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3149592>
13. Gures, E. Machine Learning-Based Load Balancing Algorithms in Future Heterogeneous Networks: A Survey / E. Gures, I. Shayea, M. Ergen, M.H. Azmi, A.A. El-Saleh // IEEE Access. 2022. Vol.10. p. 37689–37717. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3161511>
14. Черепенин, В.А. Интеграция и оптимизация систем облачных, туманных и граничных вычислений: моделирование, задержки и алгоритмы / В.А. Черепенин, С.П. Воробьев // Известия высших учебных заведений. Северо-Кавказский регион. Технические науки. — 2024. — № 3(223). — С. 19–25. — DOI 10.17213/1560-3644-2024-3-19-25. — EDN LKVVM.

© Черепенин Валентин Анатольевич (cherept2@gmail.com); Чебанов Илья Александрович (iliia_cheb@gmail.com);

Воробьев Сергей Петрович (vsp1999@yandex.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»