

ОБЗОР АДАПТИВНЫХ АЛГОРИТМОВ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ПОТОКОВ ДАННЫХ
ИНТЕРНЕТА ВЕЩЕЙ В ОБЛАЧНЫХ И ТУМАННЫХ СРЕДАХ*Глушак Е.В., Михайлова П.Д.**Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, Самара, РФ**E-mail: evglushak@yandex.ru*

В статье представлен обзор современных методов и адаптивных алгоритмов распределения потоков данных от датчиков в облачных и туманных вычислительных средах. В условиях динамичных и часто изменяющихся характеристик этих сред, важно обеспечить эффективное и гибкое управление потоками данных для оптимизации использования ресурсов и минимизации задержек. Рассматриваются ключевые проблемы, связанные с обработкой и передачей данных от сенсоров, такие как сетевая нагрузка и доступность вычислительных мощностей. Особое внимание уделено адаптивности алгоритмов, способных автоматически подстраиваться под изменения в параметрах сети и вычислительных ресурсов. Проанализированы как классические методы распределения данных, так и новейшие разработки, учитывающие особенности облачных и туманных вычислений. В статье показаны преимущества и ограничения различных подходов, а также предлагаются направления для дальнейших исследований в области распределения данных в этих вычислительных средах.

Ключевые слова: адаптивные алгоритмы, распределение данных, Интернет вещей, облачные вычисления, туманные вычисления, потоки данных, оптимизация ресурсов, обработка данных, сеть, вычислительные мощности

Введение

Интернет вещей (IoT) в сочетании с облачными технологиями стремительно развивается благодаря повсеместному внедрению умных устройств и сенсоров в различных сферах, включая здравоохранение [1], системы «умного» дома [2] и промышленные комплексы [3].

Данные, поступающие от сенсоров, могут быть разнообразными по объему, скорости и характеру. Для обеспечения их эффективной обработки и минимизации задержек необходимо применять алгоритмы, которые адаптируются к изменениям в сетевой инфраструктуре, вычислительных ресурсах и других переменных параметрах. Облачные и туманные вычисления представляют собой две модели распределенной обработки данных, каждая из которых имеет свои особенности [4; 5], влияющие на методы распределения потоков данных. В облачных средах вычисления выполняются в удаленных дата-центрах, что позволяет добиваться высокой масштабируемости и мощности обработки, но может привести к увеличению задержек при передаче данных на большие расстояния [6; 7]. В отличие от этого, туманные вычисления располагают вычислительные мощности ближе к источникам данных, что помогает уменьшить задержки и повысить эффективность обработки в реальном времени. Однако в таких средах необхо-

димо учитывать ограниченные вычислительные ресурсы и необходимость гибкой адаптации алгоритмов к меняющимся условиям [8].

Облачные вычисления обеспечивают масштабируемость и высокую вычислительную мощность, так как все ресурсы, включая вычислительные мощности и хранилища данных, находятся в централизованных дата-центрах. Это дает возможность динамически масштабировать вычислительные ресурсы в зависимости от нагрузки, что является большим преимуществом для систем, обрабатывающих большие объемы данных. Однако при этом облачные вычисления имеют важное ограничение, связанное с задержками передачи данных. Все данные должны передаваться в облачные дата-центры, что может существенно увеличивать время отклика, особенно в условиях значительных расстояний между источниками данных и дата-центрами [9]. Эта проблема становится особенно актуальной для приложений, чувствительных ко времени, например, для систем мониторинга в реальном времени или умных городов, где задержка может существенно снизить эффективность работы системы.

С другой стороны, туманные вычисления решают проблему задержек, обеспечивая обработку данных ближе к источникам их поступления. В туманных вычислениях расчеты выполняются

на промежуточных устройствах, которые расположены ближе к сенсорам и другим конечным устройствам. Это значительно снижает задержки, так как данные не требуют долгой передачи в удаленные дата-центры для обработки [10]. Такой подход позволяет быстрее реагировать на изменения в системе и принимать решения в реальном времени, что критически важно для приложений, где время отклика является ключевым фактором. Например, в умных городах, где требуется обработка информации о транспортных потоках или состоянии инфраструктуры, туманные вычисления могут обеспечить быструю и эффективную реакцию.

Кроме того, туманные вычисления обеспечивают большую гибкость и энергоэффективность [11]. В отличие от облачных вычислений, где основная нагрузка ложится на централизованные серверы, туманные вычисления позволяют распределять вычисления между множеством устройств. Это становится особенно важным в системах, где устройства имеют ограниченные ресурсы, например, в мобильных устройствах или датчиках с низким потреблением энергии.

Однако, несмотря на эти преимущества, туманные вычисления имеют и свои ограничения. Основным из них является ограниченность вычислительных ресурсов на локальных устройствах. В случае обработки сложных вычислительных задач, таких как аналитика больших данных или сложные алгоритмы машинного обучения, туманные вычисления могут не обеспечивать достаточную мощность для их выполнения, что делает их менее эффективными в таких сценариях [12]. Это также ограничивает возможности по хранению больших объемов данных, что требует разработки эффективных алгоритмов для оптимального распределения нагрузки между туманными и облачными узлами.

Адаптивные алгоритмы, которые могут изменять свои параметры в ответ на изменения в сети и в доступных вычислительных ресурсах, становятся основным инструментом для решения этих задач. Эти алгоритмы позволяют эффективно распределять потоки данных, уменьшая нагрузку на сети и оптимизируя использование вычислительных мощностей. В последние годы появились многочисленные подходы к адаптивным алгоритмам, которые учитывают специфические характеристики облачных и туманных сред. Некоторые алгоритмы включают методы, использующие машинное обучение для предсказания нагрузки и оптимизации маршрутизации потоков данных [9].

Целью обзора является анализ существующих адаптивных алгоритмов распределения потоков данных в облачных и туманных вычислительных средах. В работе рассматриваются различные подходы и алгоритмы, а также их применимость в реальных условиях с учетом множества факторов, таких как сетевая задержка, потребление энергии, и способность к масштабированию [11; 13].

Методы распределения данных в туманных и облачных вычислениях

Эффективное распределение потоков данных в гетерогенных вычислительных средах, таких как облачные и туманные системы, является одной из ключевых задач для обеспечения производительности и надежности приложений Интернета вещей (IoT). Различия в архитектуре этих моделей – централизованная природа облачных вычислений и распределенная структура туманных вычислений – определяют подходы к разработке методов распределения данных. В данном разделе рассматриваются основные методы, применяемые для управления потоками данных в таких средах, с учетом их специфических характеристик.

В облачных вычислительных системах данные, как правило, передаются в удаленные дата-центры для обработки и хранения. Основные методы распределения данных в таких средах включают статическое и динамическое планирование задач. Статические методы, такие как алгоритмы Round-Robin или Min-Min, заранее определяют распределение потоков данных на основе известных параметров, таких как объем данных или доступные вычислительные ресурсы [14]. Однако в условиях высокой динамики IoT, где объем и скорость поступления данных могут резко изменяться, предпочтение отдается динамическим методам. Эти методы, включая алгоритмы на основе теории очередей или адаптивной балансировки нагрузки, позволяют перераспределять задачи в реальном времени в зависимости от текущей нагрузки на серверы и сетевые задержки.

Туманные вычисления, в отличие от облачных, переносят обработку данных на периферийные узлы, расположенные ближе к источникам данных, что требует иных подходов к распределению потоков. Одним из распространенных методов является локальная оптимизация, при которой данные обрабатываются на ближайшем доступном узле с учетом его вычислительных возможностей и текущей нагрузки [8]. Например, алгоритмы на основе жадного подхода (Greedy Algorithms) могут минимизировать задержки, выбирая узел

с наименьшим временем отклика для каждой задачи. Однако такие методы часто сталкиваются с ограничениями ресурсов периферийных устройств, что приводит к необходимости использования более сложных адаптивных стратегий.

Адаптивные алгоритмы в туманных средах активно используют методы машинного обучения для прогнозирования нагрузки и оптимизации распределения данных. Например, алгоритмы на основе кластеризации или регрессии могут предсказывать объемы данных от IoT-устройств и динамически перенаправлять потоки между туманными узлами и облаком [9]. Такие подходы особенно эффективны в сценариях с высокой неопределенностью, например, при управлении трафиком в умных городах или мониторинге в реальном времени в здравоохранении. Кроме того, гибридные методы, сочетающие преимущества облачных и туманных вычислений, позволяют распределять задачи таким образом, чтобы критически важные данные обрабатывались локально, а менее срочные отправлялись в облако для глубокого анализа.

Проблемы и перспективы развития методов распределения данных в туманных и облачных вычислениях

Распределение потоков данных в облачных и туманных вычислительных средах связано с рядом проблем, обусловленных гетерогенностью устройств IoT, динамической природой сетевых условий и ограниченностью ресурсов. Эти вызовы определяют направления дальнейшего развития методов и алгоритмов, адаптированных к особенностям обеих моделей вычислений. В данном разделе рассматриваются ключевые трудности и перспективы совершенствования подходов к управлению данными в таких системах.

Одной из основных проблем в облачных вычислениях является высокая сетевая задержка, возникающая при передаче данных от устройств IoT к удаленным дата-центрам. Несмотря на масштабируемость и вычислительную мощность облака, задержки могут существенно снижать эффективность приложений, требующих обработки в реальном времени, таких как системы мониторинга здоровья или управления умными городами [5]. Кроме того, рост объема данных от IoT-устройств увеличивает нагрузку на каналы связи, что приводит к перегрузке сети и повышению энергопотребления [6]. В туманных вычислениях основная сложность связана с ограниченными ресурсами периферийных узлов. Эти устройства, расположенные ближе к источникам данных,

часто обладают меньшей вычислительной мощностью и объемом памяти, что затрудняет выполнение сложных задач и требует тщательной оптимизации распределения потоков [7].

Еще одной общей проблемой для обеих сред является обеспечение безопасности и конфиденциальности передачи данных. В облачных системах данные передаются через общедоступные сети, что повышает риск перехвата или утечки информации [8]. В туманных вычислениях несмотря на то, что данные обрабатываются локально, гетерогенность устройств и отсутствие стандартизированных протоколов усложняют внедрение единых механизмов защиты. Кроме того, адаптивные алгоритмы должны учитывать динамические изменения в топологии сети, такие как выход из строя узлов или колебания пропускной способности, что требует разработки более устойчивых и гибких решений.

Перспективы развития методов распределения данных связаны с интеграцией передовых технологий и подходов. Одним из многообещающих направлений является использование машинного обучения (Machine Learning, ML) и искусственного интеллекта (Artificial Intelligence, AI) для прогнозирования нагрузки и адаптивной маршрутизации потоков данных. Например, алгоритмы глубокого обучения могут анализировать исторические данные IoT для оптимизации распределения задач между облаком и туманными узлами, минимизируя задержки и энергопотребление [9]. Другим перспективным подходом является внедрение программно-определяемых сетей (Software-Defined Networking, SDN) и виртуализации сетевых функций (Network Functions Virtualization, NFV), которые позволяют динамически управлять сетевыми ресурсами и повышать гибкость систем [1].

Гибридные архитектуры, сочетающие облачные и туманные вычисления, также открывают новые возможности. Такие системы могут распределять задачи в зависимости от их приоритетности: критически важные данные обрабатываются локально в тумане, а долгосрочный анализ и хранение выполняются в облаке [4]. Перспективы включают разработку универсальных адаптивных алгоритмов, способных эффективно работать в обеих средах с учетом компромиссов между производительностью, стоимостью и безопасностью. Однако для реализации этих идей необходимы дальнейшие исследования в области стандартизации протоколов, повышения энергоэффективности и создания надежных механизмов защиты данных.

Адаптивные алгоритмы распределения данных

Адаптивность является ключевым свойством алгоритмов распределения данных в облачных и туманных вычислительных средах, позволяя им подстраиваться под динамические изменения сети, вычислительных ресурсов и интенсивности поступающих потоков данных IoT. Этот раздел представляет обзор ключевых подходов к адаптивным алгоритмам, основанный на анализе публикаций, с акцентом на их специфику, преимущества, недостатки и области применения.

Один из подходов основан на использовании алгоритмов для оценки и управления трафиком. В работе [15] описывается их применение для адаптивной оценки параметров трафика, таких как математическое ожидание и дисперсия, в облачных системах. Преимущество метода заключается в устойчивости к ошибкам градиентной оценки и способности адаптироваться к изменяющимся статистическим характеристикам данных, что обеспечивает эффективное распределение нагрузки. Однако он требует значительных вычислительных ресурсов для анализа трафика в реальном времени, что ограничивает его применение в туманных узлах с низкой производительностью. Метод подходит для облачных дата-центров с высокой пропускной способностью, например, в системах обработки больших данных.

Другой подход, предложенный в [16], фокусируется на адаптивном управлении нагрузкой в многосерверных системах. Алгоритмы динамически балансируют запросы между серверами, анализируя случайные изменения входного потока. Преимущество заключается в гибкости и возможности оптимизации ресурсов в реальном времени, что делает метод применимым как в облачных, так и в туманных средах, особенно для распределенных IoT-приложений, таких как умные дома. Недостаток заключается в сложности настройки под сильно гетерогенные системы, где узлы существенно различаются по мощности. Область применения включает системы с умеренной вариативностью нагрузки и доступными данными о трафике.

В контексте туманных вычислений значительный интерес представляет подход конвергентной обработки данных, рассмотренный в [17]. Алгоритмы распределяют вычисления между терминальными устройствами и облачными серверами, определяя, какие данные будут обрабатываться локально, а какие будут передаваться в облако, на основе текущих ресурсов и требований безопасности [18]. Преимущество – минимизация

задержек и снижение сетевой нагрузки, что идеально для приложений реального времени, таких как автономные транспортные системы. Однако метод требует сложной координации между узлами, что может привести к увеличению накладных расходов. Он оптимален для гибридных IoT-сетей с высокими требованиями к скорости отклика.

Адаптивное кэширование данных, описанное в [19], представляет алгоритм, комбинирующий стратегии с прогнозированием на основе метрик. Метод увеличивает частоту кэш-попаданий на 7-10% по сравнению с традиционными подходами, эффективно распределяя данные между туманными узлами и облаком. Запрашиваемые данные уже находятся в кэше (временном хранилище) и могут быть быстро извлечены оттуда, вместо того чтобы обращаться к более медленному основному хранилищу данных, например, облаку или удаленному серверу. Частота кэш-попаданий (Cache Hit Rate) – это процент случаев, когда запросы успешно обслуживаются из кэша, что является важным показателем эффективности кэширования.

Это означает, что предложенный метод чаще угадывает, какие данные нужно держать в кэше (на туманных узлах), чтобы они были доступны локально, сокращая время ответа и нагрузку на сеть. Высокая частота кэш-попаданий особенно полезна в таких сценариях, как умные города, где локальные запросы повторяются, а пропускная способность сети ограничена.

Преимущество – высокая адаптивность к нестационарным потокам запросов и учет пространственной локальности, что делает его подходящим для приложений с частыми локальными запросами, например, в умных городах. Недостаток – зависимость от точности прогнозирования, что может снизить эффективность при резких изменениях трафика. Применение целесообразно в туманных средах с ограниченной пропускной способностью сети.

Алгоритмы обнаружения отказов и достижения консенсуса, рассмотренные в [12], используют контрольные пакеты и тайм-ауты для адаптации к сбоям в распределенных системах. Они перераспределяют данные между узлами, обеспечивая отказоустойчивость. Преимущество – надежность в динамичных средах, что критично для облачных и туманных инфраструктур с высокой вероятностью сбоев, например, в промышленных IoT-системах. Недостаток – увеличение сетевого трафика из-за контрольных сообщений, что снижает эффективность в условиях ограниченной пропускной способности. Метод подхо-

дид для критически важных приложений, где стабильность важнее скорости.

Подходы с использованием ML, предложенные в [10], применяют глубокое обучение для предсказания нагрузки и динамического перенаправления данных между облачными и туманными узлами. Преимущество – высокая точность прогнозов и способность справляться с комплексными сценариями, что делает их идеальными для крупномасштабных IoT-сетей, таких как системы управления трафиком. Недостаток – высокая вычислительная сложность, ограничивающая использование на слабых туманных устройствах. Применение эффективно в облачных системах с доступом к мощным вычислительным ресурсам.

Наконец, метод из [11] оптимизирует распределение данных с учетом энергопотребления IoT-устройств, минимизируя затраты ресурсов. Преимущество – увеличение времени автономной работы устройств, что важно для удаленных сенсоров в сельском хозяйстве или мониторинге окружающей среды. Недостаток – возможное снижение производительности из-за приоритета энергоэффективности над скоростью обработки. Подходит для сетей с батарейным питанием и низкой интенсивностью трафика.

Каждый метод имеет свои сильные и слабые стороны, определяющие их применимость: облачные системы выигрывают от масштабируемости и прогнозов, тогда как туманные среды требуют локальной оптимизации и отказоустойчивости. Выбор подхода зависит от специфики приложения, доступных ресурсов и требований к задержкам.

Заключение

В заключении можно отметить, что адаптивные алгоритмы распределения потоков данных от датчиков в облачных и туманных средах играют роль в обеспечении эффективности, надежности и гибкости современных распределенных систем. На основе сравнения с существующими зарубежными обзорами можно отметить несколько существенных отличительных особенностей данного обзора. Особое внимание в работе уделяется адаптивности алгоритмов и их способности подстраиваться под изменения в режиме реального времени, включая анализ различных методов адаптации. Проведён анализ работ по методам и алгоритмам динамического распределения нагрузки между туманными и облачными вычислениями. На основе проведенного анализа можно сделать вывод о явной тенденции к интеграции методов машинного обучения в системы

распределения данных, особенно для предсказания нагрузки и оптимизации маршрутизации. Исследования показывают необходимость в разработке более эффективных гибридных решений, которые могли бы сочетать преимущества как облачных, так и туманных вычислений. При этом актуальной остается проблема поиска оптимального баланса между энергоэффективностью систем и их производительностью.

Что касается направлений дальнейших исследований, то в современных условиях особую актуальность приобретает разработка алгоритмов с использованием федеративного обучения для распределенной обработки данных при сохранении конфиденциальности [20]. Важным направлением становится исследование методов оптимизации энергопотребления с учетом использования возобновляемых источников энергии в датацентрах [21], а также создание адаптивных алгоритмов для работы с квантовыми вычислительными системами в гибридных облачных средах [22]. Существенное значение приобретает разработка методов защиты от атак с использованием искусственного интеллекта в распределенных системах обработки данных [23], а также исследование возможностей применения технологий 6G в IoT [24]. Эти направления исследований отражают современные тенденции развития технологий и актуальные потребности в области распределенных вычислений.

Литература

1. Bouchard K., Bouchard B., Bouzouane A. Spatial recognition of activities for cognitive assistance: Realistic scenarios using clinical data from Alzheimer's patients // *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. 2014. Vol. 5, no. 5. P. 759–774. DOI: 10.1007/s12652-013-0205-8
2. Balampanis S., Sotiriadis S., Petrakis E.G.M. Internet of things architecture for enhanced living environments // *IEEE Cloud Computing*. 2016. Vol. 3, no. 6. P. 28–34. DOI: 10.1109/mcc.2016.128
3. Xu L., He W., Li S. Internet of things in industries: A survey // *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2014. Vol. 10, no. 4. P. 2233–2243. DOI: 10.1109/TII.2014.2300753
4. Глушак Е.В. Облачные и туманные вычисления: архитектура, моделирование, применение: монография. М.; Вологда: Инфра-Инженерия, 2025. 180 с.
5. Горячев В.А., Аверкин А.Н. Облачные, туманные и росистые вычисления в нечетких сенсорных системах // *Информа-*

- ционное общество. 2021. № 3. С. 68–75. DOI: 10.52605/16059921_2021_03_68
6. Aazam M., Zeadally S., Harras K.A. Offloading in fog computing for IoT: Review, enabling technologies, and research opportunities // *Future Generation Computer Systems*. 2018. Vol. 87, no. C. P. 278–289. DOI: 10.1016/j.future.2018.04.057
 7. Глушак Е.В., Михайлова П.Д. Исследование задержек при передаче данных в медицинских сетях с помощью программы iFogSim // *Инфокоммуникационные технологии*. 2024. Т. 22, №2 (86). С. 35–45. DOI: 10.18469/ikt.2024.22.2.05
 8. Atlam H.F., Walters R.J., Wills G.B. Fog computing and the internet of things: A review // *Big Data and Cognitive Computing*. 2018. Vol. 2, no. 2. P. 10. DOI: 10.3390/bdcc2020010
 9. Liu L., Wang Y., Chi W. Image recognition technology based on machine learning // *IEEE Access*. 2020. DOI: 10.1109/access.2020.3021590
 10. Taheri-abad S., Eftekhari Moghadam A.M., Rezvani M.H. Machine learning-based computation offloading in edge and fog: A systematic review // *Cluster Computing*. 2023. Vol. 26, no. 5. P. 3113–3144. DOI: 10.1007/s10586-023-04100-z
 11. Energy-efficient distributed machine learning in cloud fog networks / M.M. Alenazi [et al.] // *IEEE 7th World Forum on Internet of Things (WF-IoT)*. New Orleans, USA, 2021. P. 935–941. DOI: 10.1109/WF-IoT51360.2021.9595351
 12. Atlam H., Walters R., Wills G. Fog computing and the internet of things: A review // *Big Data and Cognitive Computing*. 2018. Vol. 2, no. 2. P. 10. DOI: 10.3390/bdcc2020010
 13. Adaptive and fault-tolerant data processing in healthcare IoT based on fog computing / K. Wang [et al.] // *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*. 2018. Vol. 7, no. 1. P. 263–273. DOI: 10.1109/tNSE.2018.2859307
 14. A comparison of eleven static heuristics for mapping a class of independent tasks onto heterogeneous distributed computing systems / T.D. Braun [et al.] // *Journal of Parallel and Distributed Computing*. 2001. Vol. 61, no. 6. P. 810–837. DOI: 10.1006/jpdc.2000.1714
 15. Адаптивный метод оценки характеристик трафика в высокоскоростных мультисервисных сетях связи на основе процедуры нечеткого регулирования / С.А. Агеев [и др.] // *Автоматика и телемеханика*. 2021. № 7. С. 133–146. DOI: 10.31857/S0005231021070072
 16. Калашников Е.И. Адаптивные алгоритмы управления распределением нагрузки в многосерверных системах: дис. ... канд. техн. наук. М., 2010. 204 с.
 17. Biswas A.R., Giaffreda R. IoT and cloud convergence: Opportunities and challenges / *IEEE World Forum on Internet of Things (WF-IoT)*. Seoul, South Korea, 2014. P. 375–376. DOI: 10.1109/WF-IoT.2014.6803194
 18. Финогеев А.А., Финогеев А.Г., Нефедова И.С. Технология конвергентной обработки данных в защищенной сети системы мониторинга // *Фундаментальные исследования*. 2015. № 11-5. С. 923–927.
 19. Жуков А.И. Адаптивные алгоритмы кэширования в информационных системах: дис. ... канд. техн. наук. Ростов-на-Дону, 2012. 194 с.
 20. Federated learning: Challenges, methods, and future directions / T. Li [et al.] // *IEEE Signal Processing Magazine*. 2020. Vol. 37, no. 3. P. 50–60. DOI: 10.1109/MSP.2020.2975749
 21. A Manifesto for future generation cloud computing: Research directions for the next decade / R. Buyya [et al.] // *ACM Computing Surveys (CSUR)*. 2018. Vol. 51, no. 5. P. 105:1–105:38. DOI: 10.1145/3241737
 22. Quantum-empowered federated learning and 6g wireless networks for IoT security: Concept, challenges and future directions / D. Javeed [et al.] // *Future Generation Computer Systems*. 2024. Vol. 160. P. 577–597. DOI: 10.1016/j.future.2024.06.023
 23. Yi S., Qin Z., Li Q. Security and privacy issues of fog computing: A survey // *Lecture Notes in Computer Science*. 2015. P. 685–695. DOI: 10.1007/978-3-319-21837-3_67
 24. A survey of 6G wireless communications: Emerging technologies / Y. Zhao [et al.] // *Advances in Intelligent Systems and Computing: Proceedings of the 2021 Future of Information and Communication Conference*. Cham: Springer, 2021. P. 150–170. DOI: 10.1007/978-3-030-73100-7

Дата поступления 05.11.2024

Дата принятия 06.12.2024

Глушак Елена Владимировна, к.т.н., доцент, доцент кафедры сетей и систем связи (ССС) Поволжского государственного университета телекоммуникаций и информатики (ПГУТИ). 443010, Российская Федерация, г. Самара, ул. Л. Толстого, 23. Тел. +7 917 118-65-66. E-mail: evglushak@yandex.ru

Михайлова Полина Денисовна, магистрант кафедры ССС ПГУТИ. 443010, Российская Федерация, г. Самара, ул. Л. Толстого, 23. Тел. +7 922 877-81-77. E-mail: polin2002@mail.ru

UDC 004.75:004.042:004.722.2:004.771:004.732

DOI: 10.18469/ikt.2024.22.4.02

OVERVIEW OF THE ADAPTIVE ALGORITHMS FOR DISTRIBUTING INTERNET OF THINGS DATA FLOWS IN CLOUD AND FOGGY MEDIA

Glushak E.V., Mikhailova P.D.

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

E-mail: evglushak@yandex.ru

The article provides an overview of modern methods and adaptive algorithms for distributing data flows from sensors in cloud and fog computing media. Given the dynamic and frequently changing characteristics of these media, it is important to ensure efficient and flexible data flow management to optimize resource usage and minimize delays. The key issues related to the processing and transmission of data from sensors, such as network load and availability of computing power, are considered. Special attention is paid to the adaptability of algorithms that can automatically adjust according to the changes of network parameters and computing resources. Both classical data distribution methods and the latest developments that take into account the features of cloud and fog computing are analyzed. The article shows the advantages and limitations of various approaches, as well as suggests directions for further research in the field of data distribution in these computing media.

Keywords: *adaptive algorithms, data distribution, Internet of Things, cloud computing, fog computing, data flows, resource optimization, data processing, network, computing power*

Glushak Elena Vladimirovna, Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, 23, L. Tolstoy Street, Samara, 443010, Russian Federation; Associate Professor of Networks and Communication Systems Department, PhD in Technical Science, Associate Professor. Tel. +7 917 118-65-66. E-mail: evglushak@yandex.ru

Mikhailova Polina Denisovna, Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, 23, L. Tolstoy Street, Samara, 443010, Russian Federation; Master's Degree Student of Networks and Communication Systems Department. Tel. +7 922 877-81-77. E-mail: polin2002@mail.ru

References

1. Bouchard K., Bouchard B., Bouzouane A. Spatial recognition of activities for cognitive assistance: Realistic scenarios using clinical data from Alzheimer's patients. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2014, vol. 5, no. 5, pp. 759–774. DOI: 10.1007/s12652-013-0205-8
2. Balampanis S., Sotiriadis S., Petrakis E.G.M. Internet of things architecture for enhanced living environments. *IEEE Cloud Computing*, 2016, vol. 3, no. 6, pp. 28–34. DOI: 10.1109/mcc.2016.128
3. Xu L., He W., Li S. Internet of things in industries: A survey. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2014, vol. 10, no. 4, pp. 2233–2243. DOI: 10.1109/TII.2014.2300753
4. Glushak E.V. *Cloud and Fog Computing: Architecture, Modeling, Application*: Monograph. Moscow; Vologda: Infra-Inzheneriya, 2025. 180 p. (In Russ.)
5. Goryachev V.A., Averkin A.N. Cloud, fog, dew, soft computing in fuzzy sensor systems. *Informacionnoe obshchestvo*, 2021, no. 3, pp. 68–75. DOI: 10.52605/16059921_2021_03_68 (In Russ.)
6. Aazam M., Zeadally S., Harras K.A. Offloading in fog computing for IoT: Review, enabling technologies, and research opportunities. *Future Generation Computer Systems*, 2018, vol. 87, no. C, pp. 278–289. DOI: 10.1016/j.future.2018.04.057
7. Glushak E.V., Mikhailova P.D. Investigation of data transmission delays in medical networks using the iFogSim program. *Infokommunikacionnye tekhnologii*, 2024, vol. 22, no. 2 (86), pp. 35–45. DOI: 10.18469/ikt.2024.22.2.05 (In Russ.)

8. Atlam H.F., Walters R.J., Wills G.B. Fog computing and the internet of things: A review. *Big Data and Cognitive Computing*, 2018, vol. 2, no. 2, pp. 10. DOI: 10.3390/bdcc2020010
9. Liu L., Wang Y., Chi W. Image recognition technology based on machine learning. *IEEE Access*, 2020. DOI: 10.1109/access.2020.3021590
10. Taheri-abad S., Eftekhari Moghadam A.M., Rezvani M.H. Machine learning-based computation offloading in edge and fog: A systematic review. *Cluster Computing*, 2023, vol. 26, no. 5, pp. 3113–3144. DOI: 10.1007/s10586-023-04100-z
11. Alenazi M.M. et al. Energy-efficient distributed machine learning in cloud fog networks. *IEEE 7th World Forum on Internet of Things (WF-IoT)*. New Orleans, USA, 2021, pp. 935–941. DOI: 10.1109/WF-IoT51360.2021.9595351
12. Atlam H., Walters R., Wills G. Fog computing and the internet of things: A review. *Big Data and Cognitive Computing*, 2018, vol. 2, no. 2, pp. 10. DOI: 10.3390/bdcc2020010
13. Wang K. et al. Adaptive and fault-tolerant data processing in healthcare IoT based on fog computing. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2018, vol. 7, no. 1, pp. 263–273. DOI: 10.1109/tNSE.2018.2859307
14. Braun T.D. et al. A comparison of eleven static heuristics for mapping a class of independent tasks onto heterogeneous distributed computing systems. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 2001, vol. 61, no. 6, pp. 810–837. DOI: 10.1006/jpdc.2000.1714
15. Ageev S.A. et al. An adaptive method for assessing traffic characteristics in high-speed multiservice communication networks based on a fuzzy control procedure. *Avtomatika i telemekhanika*, 2021, no. 7, pp. 133–146. DOI: 10.31857/S0005231021070072 (In Russ.)
16. Kalashnikov E.I. Adaptive Algorithms for Load Distribution Control in Multi-Server Systems: diss. ... cand. tech. sciences. Moscow, 2010, 204 p. (In Russ.)
17. Biswas A.R., Giaffreda R. IoT and cloud convergence: Opportunities and challenges. *IEEE World Forum on Internet of Things (WF-IoT)*, Seoul, South Korea, 2014. P. 375–376. DOI: 10.1109/WF-IoT.2014.6803194
18. Finogeev A.A., Finogeev A.G., Nefedova I.S. Technology of convergent data processing in a secure network monitoring system. *Fundamental'nye issledovaniya*, 2015, no. 11-5, pp. 923–927. (In Russ.)
19. Zhukov A.I. Adaptive Caching Algorithms in Information Systems: diss. ... cand. tech. sciences. Rostov-na-Donu, 2012, 194 p. (In Russ.)
20. Li T. et al. Federated learning: Challenges, methods, and future directions. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2020, vol. 37, no. 3, pp. 50–60. DOI: 10.1109/MSP.2020.2975749
21. Buyya R. et al. A Manifesto for future generation cloud computing: Research directions for the next decade. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2018, vol. 51, no. 5, pp. 105:1–105:38. DOI: 10.1145/3241737
22. Javeed D. et al. Quantum-empowered federated learning and 6g wireless networks for IoT security: concept, challenges and future directions. *Future Generation Computer Systems*, 2024, vol. 160, pp. 577–597. DOI: 10.1016/j.future.2024.06.023
23. Yi S., Qin Z., Li Q. Security and privacy issues of fog computing: A survey. *Lecture Notes in Computer Science*, 2015, pp. 685–695. DOI: 10.1007/978-3-319-21837-3_67
24. Zhao Y. et al. A survey of 6G wireless communications: Emerging technologies. *Advances in Intelligent Systems and Computing: Proceedings of the 2021 Future of Information and Communication Conference*. Cham: Springer, 2021, pp. 150–170. DOI: 10.1007/978-3-030-73100-7

Received 05.11.2024

Accepted 06.12.2024