

УДК [004.738+007.52]:621.395.721.5

АЛГОРИТМЫ МУЛЬТИАГЕНТНОГО ДОСТУПА К КАНАЛАМ МОБИЛЬНОЙ СВЯЗИ (5G, 6G) ДЛЯ МИНИМИЗАЦИИ ЗАДЕРЖЕК В УСЛОВИЯХ ИНТЕРНЕТА ВЕЩЕЙ

Н.В. ХАДЖИНОВА, М.О. САВОНЕВСКАЯ, В.В. СТОЛЯРОВА, Л.А. ЧЕРНИКОВА

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Республика Беларусь

Поступила в редакцию 5 апреля 2025

Аннотация. В данной работе анализируются алгоритмы мультиагентного доступа к каналам мобильной связи в сетях 5G и 6G для минимизации задержек устройств интернета вещей (IoT). Рассматриваются традиционные методы доступа, их ограничения, а также предлагаются усовершенствованные алгоритмы, основанные на машинном обучении и теории игр. Основное внимание уделяется возможностям оптимизации алгоритмов управления доступом к среде передачи данных и снижению времени отклика для устройств IoT.

Ключевые слова: мультиагентные системы, доступ к каналам, 5G, 6G, интернет вещей, минимизация задержек, машинное обучение, теория игр.

Введение

Современные технологии стремительно развиваются, и одной из ключевых тенденций является рост числа устройств, объединенных в концепцию Интернета вещей (Internet of Things).

IoT представляет собой коллективную сеть подключенных устройств и технологий, которая облегчает связь между устройствами и облаком, а также между самими устройствами. Устройства оснащены датчиками, средствами связи и программным обеспечением, которые собирают данные, передают их для анализа и позволяют принимать решения без участия человека. Благодаря появлению недорогих компьютерных микросхем и телекоммуникаций с высокой пропускной способностью сейчас существует миллиарды устройств, подключенных к Интернету [1]. Примеры таких устройств включают: умные дома (термостаты, освещение), транспорт (умные автомобили, которые могут передавать информацию о своем состоянии или взаимодействовать с инфраструктурой), сельское хозяйство (устройства для мониторинга состояния растений, почвы, а также условий окружающей среды).

Массовое внедрение IoT сталкивается с рядом серьезных проблем. Среди них – задержки связи, возникающие из-за одновременного подключения большого количества устройств, ограниченная пропускная способность существующих сетей в условиях высокой плотности устройств, а также вопросы безопасности, связанные с рисками кибератак на недостаточно защищенные устройства.

Технологии мобильной связи нового поколения играют ключевую роль в решении этих проблем. Сети пятого поколения (5G) стали технологическим прорывом, значительно увеличив скорость передачи данных, обеспечив низкие задержки и позволив подключать миллиарды устройств одновременно. Разработка сетей шестого поколения (6G) направлена на дальнейшее улучшение параметров скорости, надежности и спектральной эффективности [2].

Несмотря на достижения в технологиях мобильной связи, проблема эффективного взаимодействия множества устройств IoT с сетевыми каналами связи остается одной из ключевых задач.

Минимизация задержек IoT

IoT (Internet of Things) – это концепция, включающая сеть физических устройств, которые подключены к интернету и могут обмениваться данными между собой и с другими системами.

В связи со своим активным развитием, IoT сталкивается с множеством проблем. Одной из ключевых проблем IoT является задержка передачи данных. В реальном времени многие устройства IoT (например, медицинские устройства или автомобили) требуют быстрого отклика для обеспечения правильности и безопасности функционирования. Чем больше задержка, тем хуже будет взаимодействие устройств и их способность к быстрому реагированию на изменения. Сетевые задержки могут быть вызваны разными факторами, включая задержки передачи данных, задержки обработки данных (ожидание, пока данные будут обработаны и проанализированы сервером), задержки маршрутизации (в случае многослойных архитектур, когда данные проходят через несколько шлюзов и маршрутизаторов, каждый дополнительный шаг увеличивает задержку) [3].

Для минимизации задержек в IoT используются различные подходы:

1. Edge Computing (периферийные вычисления). Перенос обработки данных на устройства или шлюзы, расположенные ближе к конечным пользователям или источникам данных. Это позволяет снизить задержки, избегая необходимости передачи больших объёмов данных в центральные серверы.

2. 5G и будущие 6G сети. Каналы мобильной связи 5G и 6G обеспечат более высокую пропускную способность, меньшую задержку и большую плотность подключения устройств. Они могут значительно улучшить качество связи в IoT, особенно в реальном времени [4].

IoT – активно развивающееся и перспективное направление. Ожидается, что количество устройств IoT будет продолжать расти, а с развитием новых технологий, таких как 5G и 6G, а также улучшением вычислительных мощностей на периферии (edge computing), IoT станет еще более интегрированным и эффективным.

По данным Statista, в 2022 году было около 13 миллиардов подключённых устройств IoT. Ожидается, что к концу 2025 года количество устройств IoT вырастет до 22 миллиардов. Это включает в себя устройства для умных домов, промышленности, здравоохранения, транспорта и многих других областей. Кроме того, прогнозируется, что количество IoT-устройств может достичь 50 миллиардов. Это объясняется экспансией таких технологий, как автономные автомобили, умные города, интеграция 5G и 6G.

В условиях конкуренции за ограниченные ресурсы сети мультиагентные алгоритмы доступа предлагают перспективный подход к оптимизации распределения ресурсов и координации сетевого взаимодействия. Такие алгоритмы способны динамически распределять спектр между устройствами, снижать вероятность коллизий при передаче данных и адаптироваться к изменяющимся условиям сети. Их внедрение не только решает проблему масштабируемости сетей, но и создает основу для дальнейшего повышения эффективности систем IoT, что представляет важную научную и практическую задачу, актуальность которой будет только возрастать с развитием технологий мобильной связи нового поколения.

Алгоритмы мультиагентного доступа

Алгоритмы мультиагентного доступа к каналам мобильной связи представляют собой подход, в котором несколько интеллектуальных агентов (устройств или программных агентов) совместно решают задачу эффективного использования сетевых ресурсов. Такие алгоритмы особенно актуальны в современных сетях 5G и перспективных 6G, где плотность IoT-устройств продолжает расти, а требуемый уровень задержек становится критически низким. Использование мультиагентных методов позволяет динамически адаптировать доступ к каналам связи, минимизировать коллизии и улучшать распределение ресурсов в зависимости от текущей нагрузки на сеть.

1. Традиционные алгоритмы.

- 1.1. Множественный доступ с контролем несущей и предотвращением коллизий (CSMA/CA). Метод представляет собой алгоритм мультиагентного доступа к каналам связи, где несколько агентов взаимодействуют для эффективного использования сетевых ресурсов.

Каждый агент прослушивает канал передачи данных перед передачей, чтобы убедиться, что он свободен. Если канал занят, агент ожидает случайный промежуток времени (backoff) перед повторной попыткой. Это взаимодействие между агентами позволяет минимизировать вероятность коллизий и оптимизировать использование канала [5].

Когда канал свободен, агент отправляет короткий сигнал RTS (Request to Send), чтобы уведомить другие агенты о намерении передать данные. RTS содержит информацию о предполагаемой продолжительности передачи и адресе назначения, что позволяет другим агентам корректировать свои стратегии доступа к каналу. Устройство назначения отвечает сигналом CTS (Clear to Send), подтверждая готовность к приему данных и информируя другие агенты о том, что канал занят и они должны подождать.

После получения CTS агент начинает передачу данных в согласованном порядке, чтобы избежать коллизий. Если коллизия все же происходит, агент снова ожидает случайный промежуток времени перед повторной попыткой передачи. Диапазон случайного ожидания увеличивается с каждой попыткой, чтобы минимизировать вероятность повторной коллизии. Это адаптивное поведение агентов позволяет им корректировать свои стратегии на основе истории взаимодействий и текущей загрузки сети [6].

Несмотря на эти меры, CSMA/CA не полностью решает проблему скрытых узлов. Проблема скрытых узлов возникает, когда два или несколько узлов сети пытаются получить доступ к базовой станции (точке доступа), но при этом не видят друг друга из-за препятствий или расстояния. Это может привести к коллизиям, так как устройства не могут обнаружить передачу данных друг друга и могут начать передавать одновременно. Хотя CSMA/CA использует механизмы RTS/CTS для снижения вероятности коллизий, он не полностью устраняет эту проблему, поскольку два запроса RTS могут быть отправлены одновременно разными станциями. Также недостатком данного метода является дополнительная задержка, возникающая из-за использования сигналов RTS и CTS, что увеличивает время передачи данных.

2. Алгоритмы на основе машинного обучения.

2.1. Q-Learning. Алгоритм мультиагентного доступа к каналам мобильной связи на основе Q-Learning представляет собой метод управления доступом к радиоканалам, при котором несколько агентов, таких как базовые станции или пользовательские устройства, самостоятельно обучаются оптимальным стратегиям выбора каналов. Каждый агент накапливает опыт взаимодействия с окружающей средой, обновляя значения Q-функции, отражающие ожидаемое вознаграждение за определенные действия в конкретных состояниях. Цель заключается в максимизации эффективности использования каналов связи и минимизации помех.

Q-Learning – это метод обучения с подкреплением, основанный на обновлении таблицы значений Q-функции для выбора оптимальной стратегии агента. Основной принцип работы Q-Learning основан на представлении среды, выборе алгоритмом действий и обновлении Q-значений. Агент взаимодействует с предоставленной средой, которая описывается конечным числом состояний. В каждом состоянии агент выбирает действие, получая награду за его выполнение и после выполнения действия обновляется Q-значение по формуле Беллмана. Агент постепенно улучшает стратегию выбора действий, чтобы максимизировать накопленную награду [7].

В отличие от традиционных алгоритмов, мультиагентный Q-Learning обеспечивает адаптивность, позволяя агентам самостоятельно приспосабливаться изменяющимся условиям сети без централизованного управления. Однако взаимодействие множества агентов может привести к сложности обучения, нестабильности и медленной сходимости алгоритма. Без должной координации агенты могут мешать друг другу, снижая общую эффективность сети.

2.2. Глубокое обучение с подкреплением (DRL). Алгоритм представляет собой метод, при котором несколько агентов объединяют обучение с подкреплением и глубокое обучение, что позволяет выявлять скрытые динамические характеристики текущей среды без предварительных знаний. Нейронные сети в методах глубокого обучения обладают высокой способностью к восприятию. Сложные задачи по выгрузке вычислений и распределению ресурсов могут быть решены более эффективно за счет сочетания способности обучения с подкреплением к принятию решений и высокой восприимчивости нейронных сетей в глубоком обучении [8].

Основной принцип работы заключается в том, что каждый агент взаимодействует со средой, выбирает действия и получает обратную связь в виде вознаграждения. Используя

нейронные сети, агент строит аппроксимацию функции ценности (Q-функции), которая помогает предсказывать ожидаемое вознаграждение для каждого действия в определенном состоянии. Цель агента – максимизировать суммарное вознаграждение, что достигается путем обновления весов нейронной сети на основе полученного опыта. DRL вместо таблицы Q-значений использует нейронную сеть, которая аппроксимирует Q-функцию, что позволяет работать с непрерывными и высокоразмерными пространствами состояний. DRL способен обобщать знания и адаптироваться к изменяющимся условиям, что особенно важно в динамических системах, таких как мобильные сети.

Если среда небольшая и дискретная, Q-learning может быть эффективным и простым решением. Если среда сложная, динамическая и включает непрерывные состояния, DRL имеет явные преимущества. В сетях 5G и 6G, где число устройств и каналов велико, DRL предпочтительнее из-за способности обобщать знания и адаптироваться к изменениям.

3. Алгоритмы на основе теории игр.

3.1. Некооперативные игры. Используются для моделирования и оптимизации поведения устройств при конкуренции за ресурсы, такие как полоса пропускания или мощность передачи, в условиях децентрализованного управления. Каждый агент (устройства или пользователи сети) выбирает свою стратегию независимо от других агентов с целью максимизировать собственную выгоду: максимизировать свою пропускную способность или минимизировать задержки. В таких играх обычно решается задача нахождения равновесия Нэша – состояния, при котором ни один агент не может улучшить свой результат, изменив свою стратегию, при условии, что стратегии других агентов остаются неизменными. Это равновесие критично для обеспечения стабильности и минимизации задержек в динамичной среде IoT, где устройства могут появляться и исчезать, а каналы могут изменяться по мере изменения условий.

Например, в сетях 802.11 устройства адаптируют вероятности доступа к каналу для максимизации пропускной способности, что можно смоделировать как некооперативную игру, где каждое устройство выбирает оптимальную стратегию доступа, с целью минимизировать задержки и максимизировать скорость передачи данных. В CDMA-сетях мобильные устройства автономно регулируют мощность передачи для снижения интерференции, достигая равновесия Нэша, минимизируя помехи и оптимизируя качество связи. Данный пример также можно рассматривать как некооперативную игру, где каждое устройство стремится найти оптимальную мощность для передачи данных, не нарушая работу других устройств. В сетях 5G и 6G некооперативные игры могут быть использованы для распределения полосы пропускания между устройствами на основе их приоритетов и требований к задержкам, что позволяет оптимизировать использование ресурсов и минимизировать задержки. Эти подходы позволяют устройствам самостоятельно оптимизировать использование ресурсов без централизованного управления, снижая задержки за счет локальной адаптации.

3.2. Кооперативные игры. Здесь агенты могут объединяться в коалиции, что позволяет им совместно разрабатывать стратегии, оптимизировать использование ресурсов и достигать коллективных целей. Главной целью кооперативных игр в таких сетях является создание стратегий, которые обеспечивают выгодные условия для всех агентов, например, путем совместного использования каналов связи или объединения ресурсов для улучшения качества обслуживания. Важным аспектом является разделение ресурсов между агентами, которое должно быть справедливым для всех участников, например, кооперативное использование частотного спектра. Спектр может быть ограничен и устройства могут договориться о том, как разделить доступные частоты или временные слоты таким образом, чтобы минимизировать интерференцию и задержки. Чаще всего для справедливого разделения используют метод равновесия Шепли.

3.3. Механизмы аукционов. Применяются для моделирования взаимодействия агентов, где цели участников могут быть разнообразными, но конечным результатом является эффективное распределение ресурсов, минимизация потерь или максимизация общей полезности. Аукцион – это механизм, при котором множество агентов (участников) конкурируют за право получить некоторый товар или услугу для максимизации своей выгоды. Ожидаемый результат аукциона зависит от того, какие стратегии выберут участники, а также от правил аукциона, которые могут быть разными. Целью аукционов является не только определение победителя, но и эффективное распределение ресурсов, что в свою очередь требует

разработки таких механизмов, которые обеспечат желаемое поведение участников, например, максимизацию общей полезности или минимизацию затрат.

Существует несколько типов аукционов, каждый из которых может быть эффективен в различных сценариях:

1. Аукцион с открытыми ставками (английский аукцион). Ставки постепенно увеличиваются, и участники продолжают торговаться до тех пор, пока не останется только один победитель.

2. Аукцион с закрытыми ставками (голландский аукцион). Участники подают свои ставки в закрытой форме, и победителем становится тот, кто предложит наибольшую ставку (в случае аукциона на товар) или наименьшую (например, для лотов с низкой ценой). Часто используется в многократных раундах торгов.

3. Аукцион с равными предложениями (взаимный аукцион). Несколько участников подают свои предложения, и объект аукциона распределяется на основе наилучшего совокупного предложения. Этот тип используется для распределения ограниченных ресурсов.

4. Аукцион с системой бонусов и штрафов (аукцион с компенсацией): в таких аукционах участники могут получать бонусы или подвергаться штрафам в зависимости от выполнения или невыполнения определенных условий. Например, это может быть связано с выполнением сроков или качеством предоставляемых услуг.

В сетях IoT аукционы могут быть использованы для управления доступом к каналам связи между огромным количеством устройств. Каждое устройство может участвовать в аукционе, предлагая свою ставку за доступ к каналу связи, и затем получая доступ на основе своей ставки. Или же ценовые стимулы для поддержания кооперации между устройствами из разных сетевых доменов. С точки зрения теории игр, аукционы анализируются с целью нахождения равновесия Нэша, поскольку аукционные механизмы должны быть спроектированы так, чтобы все участники имели стимул предлагать честные ставки и не манипулировать процессом.

4. Методы консенсуса.

4.1. Алгоритм распределенного консенсуса Raft. Raft – это алгоритм достижения распределенного консенсуса, который обеспечивает согласованность данных в кластере узлов. Он работает по следующим ключевым принципам: один из узлов становится лидером и управляет синхронизацией, в то время как остальные узлы действуют как последователи. Лидер принимает изменения состояния и реплицирует их на последователей, гарантируя согласованность. Если лидер выходит из строя, узлы проводят перевыборы и продолжают работу, обеспечивая отказоустойчивость системы [9].

Использование Raft в сетях с ультранизкой задержкой имеет несколько преимуществ. Он обеспечивает быструю синхронизацию между узлами с минимальными накладными расходами. Даже при сбое некоторых узлов система продолжает функционировать, что делает её отказоустойчивой. Кроме того, этот алгоритм масштабируем и позволяет координировать сотни и тысячи устройств в сети.

Несмотря на все преимущества, у Raft есть и ограничения. В динамических средах с высокой мобильностью узлов частая смена лидеров может вызывать кратковременные потери связи. Лидер обрабатывает все изменения, что может стать узким местом и увеличить нагрузку на центральный узел. Кроме того, в сетях с крайне низкими задержками, таких как URLLC, даже небольшие накладные расходы на синхронизацию могут оказаться критичными.

Заключение

Стремительное развитие IoT и мобильных каналов связи нового поколения выявило ключевые проблемы, связанные с эффективностью взаимодействия множества подключенных устройств.

Как показал анализ, традиционные подходы к управлению сетевыми ресурсами становятся неэффективными в условиях экспоненциального роста числа IoT-устройств. Разработанные мультиагентные алгоритмы, сочетающие методы машинного обучения и теорию игр, демонстрируют принципиально новые возможности динамического распределения ресурсов, адаптации к изменяющейся нагрузке и предотвращения коллизий.

MULTI-AGENT CHANNEL ACCESS ALGORITHMS FOR MOBILE COMMUNICATION (5G, FUTURE 6G) FOR DELAY MINIMIZATION IN THE INTERNET OF THINGS (IOT) ENVIRONMENT

N.V. KHAJYNAVA, M.A. SAVANEUSKAYA, V.V. STALIAROVA, L.A. CHERNIKAVA

Abstract. This study analyzes multi-agent channel access algorithms in 5G and future 6G networks to minimize delays in Internet of Things (IoT) devices. Traditional access methods, their limitations, and improved algorithms based on machine learning and game theory are considered. The focus is on optimizing access control algorithms and reducing response time for IoT devices.

Keywords: multi-agent systems, channel access, 5G, 6G, Internet of Things, delay minimization, machine learning, game theory.

Список литературы

1. Что такое Интернет вещей (Internet of Things, IoT) // Amazon Web Services (AWS). – URL: <https://aws.amazon.com/ru/what-is/iot> (дата обращения: 03.04.2025).
2. 5 ключевых фактов о Wi-Fi 6G и 5G // Traffic Inspector Next Generation. – URL: <https://www.smart-soft.ru/blog/5-kljuchevyh-faktov-o-wi-fi-6-i-5g> (дата обращения: 03.04.2025).
3. Gokhale P., Bhat O., Bhat S. // Introduction to IOT. 2018. P. 41–44.
4. Shanshan L., Li Da X., Shanshan Zh. // 5G Internet of Things: A survey. 2018. P. 1–9.
5. Jian N., Во T., Srikant R. // Q-CSMA: Queue-Length-Based CSMA/CA Algorithms for Achieving Maximum Throughput and Low Delay in Wireless Networks. 2012. Vol. 20. P. 825 - 836.
6. CSMA/CA // АйТи-ВиАр Групп. – URL: <https://it-wr.ru/support/spravochnik/technology/ссма> (дата обращения: 03.04.2025).
7. Watkins C., Datan P. // Q-Learning. 1992. P. 281–285.
8. Tianzhe J., Xiaoyue F., Chaopeng G., Dongqi W., Jie S. // Multi-Agent Deep Reinforcement Learning for Efficient Computation Offloading in Mobile Edge Computing, 2023. P. 3585-3603.
9. Xiaohong D., Zhiwei Y., Weizhi X., Kangting L., Huiwen L. // A novel Raft consensus algorithm combining comprehensive evaluation partitioning and Byzantine fault tolerance. 2024. Vol. 80. P. 26363–26393.