

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ ДИСПЕТЧЕРИЗАЦИИ РЕСУРСОВ В АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ ДОМАШНИХ СИСТЕМАХ

Агапова В.О.

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Научный руководитель: Лихачевский Д.В. – к. т. н., доцент, доцент кафедры ПИКС

Аннотация: Рассматриваются интеллектуальные методы диспетчеризации ресурсов в автоматизированных домашних системах (АДС) на базе IoT. Проводится формализация ресурсов (энергия, вода, вычисления, каналы связи) и постановка задач аллокации и планирования. Анализируются современные подходы: обучение с подкреплением (RL), теоретико-игровые модели и аукционные механизмы. Исследуются вопросы масштабируемости IoT-сетей и кибербезопасности процессов диспетчеризации. Показана перспективность гибридных методов, сочетающих адаптивность RL с устойчивостью игровых равновесий.

Ключевые слова: Автоматизированные домашние системы, диспетчеризация ресурсов, умный дом, обучение с подкреплением, теория игр, аукционные механизмы, масштабируемость, кибербезопасность

Введение. Современное развитие технологий Интернета вещей (IoT) привело к качественному изменению автоматизированных домашних систем (АДС), которые из простых наборов программируемых устройств превращаются в сложные киберфизические комплексы. В таких системах критическую роль играет эффективное управление ограниченными ресурсами – электроэнергией, водоснабжением, вычислительными мощностями и пропускной способностью каналов связи. Традиционные детерминированные алгоритмы диспетчеризации, ориентированные на стационарные режимы работы, не способны адекватно реагировать на динамику потребительского спроса, стохастический характер генерации возобновляемой энергии и гетерогенность парка устройств.

В связи с этим актуальной научно-технической задачей становится разработка интеллектуальных методов диспетчеризации ресурсов, способных адаптироваться к изменяющимся условиям в реальном времени. Перспективными подходами выступают методы обучения с подкреплением (Reinforcement Learning), теоретико-игровые модели и аукционные механизмы, каждый из которых обладает специфическими преимуществами. Однако внедрение таких методов сопряжено с необходимостью решения сопутствующих проблем масштабируемости IoT-инфраструктуры и обеспечения кибербезопасности процессов управления, что требует комплексного подхода к проектированию архитектуры интеллектуального диспетчера.

Основная часть. Автоматизированные домашние системы (АДС), более известные под термином «умный дом», представляют собой интегрированные комплексы инженерного оборудования и программно-аппаратных средств, обеспечивающие автоматическое или автоматизированное управление функциями жилого помещения. Современная АДС объединяет в единую сеть множество разнородных устройств: системы отопления, вентиляции и кондиционирования (HVAC), освещения, контроля доступа, видеонаблюдения, бытовые приборы, а также источники распределенной генерации энергии (солнечные панели, ветрогенераторы) и накопители. Ключевой особенностью таких систем является их способность собирать данные с сенсоров, обрабатывать их и на основе заданных алгоритмов или предиктивных моделей формировать управляющие воздействия на исполнительные устройства, оптимизируя потребление ресурсов и повышая комфорт проживания.

Эволюция АДС неразрывно связана с развитием технологий Интернета вещей (IoT). Если первые поколения систем базировались на централизованных контроллерах с жесткой

логикой и проводными интерфейсами, то современные архитектуры тяготеют к децентрализации, использованию беспроводных протоколов связи (Zigbee, Z-Wave, Wi-Fi, Thread) и облачных платформ для обработки данных. Это привело к экспоненциальному росту количества подключаемых устройств и усложнению внутрисистемных взаимодействий, что, в свою очередь, выдвинуло новые требования к алгоритмам управления. Традиционные детерминированные подходы уступают место интеллектуальным методам, способным адаптироваться к изменяющемуся поведению пользователей и динамике внешней среды, что делает АДС не просто набором автоматизированных функций, а активным киберфизическим объектом, требующим эффективной диспетчеризации своих внутренних ресурсов.

Диспетчеризация ресурсов представляет собой процесс принятия решений о распределении ограниченных мощностей между конкурирующими потребителями или задачами в реальном времени. В условиях динамически изменяющейся среды, стохастического характера поступающих заявок и необходимости соблюдения множества критериев оптимальности классические детерминированные алгоритмы, основанные на жестких правилах или пороговых значениях, демонстрируют недостаточную эффективность. Это обуславливает необходимость применения интеллектуальных методов, способных обучаться на накопленных данных, прогнозировать состояние среды и адаптировать стратегии управления к изменяющимся условиям без прямого программирования каждого возможного сценария.

В современной теории и практике управления ресурсами наибольший интерес представляют три класса интеллектуальных подходов. Методы обучения с подкреплением (Reinforcement Learning, RL) позволяют агенту-диспетчеру вырабатывать оптимальную политику управления путем взаимодействия со средой и максимизации накопленного вознаграждения, что особенно эффективно в задачах с долгосрочными последствиями принимаемых решений. Теоретико-игровые модели (game theory) рассматривают потребителей ресурса как рациональных агентов, вступающих в кооперативные или конкурентные взаимодействия, что позволяет находить равновесные состояния распределения без необходимости централизованного сбора всей информации. Аукционные механизмы (auction-based dispatch) предлагают рыночный подход к аллокации дефицитных ресурсов, где агенты формируют заявки с указанием цены или приоритета, а диспетчер на основе этих заявок определяет победителей и итоговое распределение, обеспечивая экономическую эффективность и прозрачность процесса.

Каждый из указанных подходов обладает специфическими преимуществами и ограничениями. Методы RL демонстрируют высокую адаптивность, но требуют значительного времени на обучение и чувствительны к изменению условий среды. Теоретико-игровые модели гарантируют сходимость к равновесию, однако опираются на предположения о рациональности агентов, которые не всегда выполняются на практике. Аукционные механизмы обеспечивают прозрачное ценообразование, но могут создавать вычислительную нагрузку при большом количестве участников. В связи с этим актуальным направлением исследований является разработка гибридных методов, объединяющих адаптивность обучения с подкреплением, устойчивость игровых равновесий и экономическую эффективность аукционных механизмов. [1] [2]

Формализация ресурсов – это процесс их математического описания, необходимый для построения алгоритмов диспетчеризации. Она включает определение типов ресурсов, их параметров, ограничений и динамики изменения.

В автоматизированных домашних системах подлежат формализации четыре основные категории:

1 Энергия: электрическая мощность потребителей (освещение, климатическая техника, бытовые приборы), генерация от солнечных панелей, заряд/разряд накопителей.

2 Вода: объем и скорость потока для водоснабжения, сантехники, систем полива.

3 Каналы связи: пропускная способность беспроводных и проводных интерфейсов, обеспечивающих обмен данными между устройствами IoT.

4 Вычислительные мощности: процессорное время и память контроллеров, шлюзов, граничных узлов, задействованных в обработке данных.

Каждый ресурс описывается кортежем параметров: текущее значение, максимальный объем, скорость потребления/генерации, временные окна доступности, приоритеты потребителей. Учитываются также взаимосвязи между ресурсами (например, зависимость энергопотребления от вычислительной нагрузки). Формализованное представление создает основу для постановки задач оптимизации и применения интеллектуальных методов управления. [3]

Задачи распределения ресурсов в автоматизированных домашних системах представляют собой математическую основу процессов диспетчеризации и подразделяются на два взаимосвязанных класса: аллокация (allocation problem) и планирование (scheduling). Аллокация решает проблему статического или квазистатического распределения ограниченного объема ресурса между множеством потребителей в фиксированный момент времени. В контексте «умного дома» типичными примерами являются распределение лимита вводной мощности между одновременно работающими электроприборами, выделение пропускной способности канала связи для устройств Интернета вещей или распределение запаса воды из накопительного бака между различными точками водопотребления. Математически задачи аллокации обычно формулируются как задачи линейного или целочисленного программирования, где целевая функция отражает приоритеты потребителей или критерии экономической эффективности.

Планирование (scheduling), в отличие от аллокации, имеет динамическую природу и направлено на определение оптимальной временной последовательности выполнения задач с учетом прогнозируемого поступления ресурсов и изменения потребительского спроса. Характерными примерами выступают смещение работы энергоемких приборов (стиральная машина, посудомоечная машина, электрокотел) на периоды минимальных тарифов или максимальной генерации от солнечных панелей, составление расписания зарядки электромобиля, а также циклическое управление системами отопления и кондиционирования. Планирование относится к классу задач теории расписаний и решается методами динамического программирования или эвристическими алгоритмами. Взаимосвязь этих двух классов задач очевидна: планирование определяет, какие устройства будут претендовать на ресурс в каждый момент времени, а аллокация устанавливает конечные пропорции распределения, что в совокупности образует ядро интеллектуальной диспетчеризации. [4]

Обучение с подкреплением представляет собой класс методов машинного обучения, в котором агент обучается принимать решения путем взаимодействия со средой. В контексте диспетчеризации ресурсов агент-диспетчер последовательно наблюдает состояние системы (потребление, генерацию, приоритеты задач), выбирает действия (распределение ресурсов, смещение задач во времени) и получает вознаграждение, отражающее эффективность принятых решений – например, минимизацию затрат или максимизацию комфорта. Цель агента – выработать политику, максимизирующую накопленное вознаграждение в долгосрочной перспективе.

Ключевым преимуществом RL является способность адаптироваться к изменяющимся условиям без явного программирования всех возможных сценариев. Алгоритмы Q-learning и Deep Q-Networks (DQN) позволяют работать с большими пространствами состояний, характерными для автоматизированных домашних систем с множеством устройств. Методы обучения с подкреплением особенно эффективны для задач планирования, где последствия решений проявляются не мгновенно, а распределены во времени – например, при оптимизации работы накопителей энергии или управлении климатическими системами с учетом тепловой инерции здания. [5] [6]

Масштабируемость является критическим требованием к современным автоматизированным домашним системам, поскольку количество подключаемых устройств неуклонно растет, а архитектура должна сохранять работоспособность и эффективность при этом росте. Анализ масштабируемости IoT-сети включает оценку способности системы

обрабатывать возрастающий объем трафика, поддерживать устойчивое соединение для всех устройств и своевременно доставлять команды управления при увеличении числа узлов. Основными ограничивающими факторами выступают пропускная способность каналов связи, вычислительная мощность контроллеров и шлюзов, а также задержки при передаче данных. В централизованных архитектурах с ростом устройств резко возрастает нагрузка на единый центр обработки, что создает риск отказов и требует перехода к децентрализованным или гибридным моделям с распределенной обработкой данных на граничных узлах. Дополнительно масштабируемость оценивается с точки зрения вычислительной сложности алгоритмов диспетчеризации: некоторые интеллектуальные методы (например, теоретико-игровые модели или аукционы) могут демонстрировать экспоненциальный рост требуемых вычислений при увеличении числа агентов, что ограничивает их применимость в крупных системах без предварительной оптимизации. [7]

Кибербезопасность процессов диспетчеризации ресурсов в автоматизированных домашних системах представляет собой критически важный аспект, поскольку нарушение штатного режима управления может привести не только к экономическому ущербу, но и к созданию угроз для жизнеобеспечения и безопасности проживающих. Диспетчер, принимающий решения о распределении энергии, воды или доступе к устройствам, становится привлекательной целью для злоумышленников, стремящихся получить контроль над инфраструктурой умного дома. Основные векторы атак включают перехват и подмену управляющих команд при передаче по каналам связи, нарушение целостности данных телеметрии от сенсоров (на основе которых диспетчер принимает решения), а также атаки типа «отказ в обслуживании» (DoS), направленные на перегрузку шлюзов и контроллеров с целью парализации процессов управления.

Особую уязвимость создает гетерогенность устройств и протоколов связи в современных IoT-системах, где наличие слабозащищенных узлов (например, недорогих датчиков с ограниченными вычислительными ресурсами) может стать точкой входа для компрометации всей системы диспетчеризации. Дополнительную сложность вносит необходимость обеспечения безопасности в реальном времени: алгоритмы обнаружения вторжений должны работать с минимальными задержками, чтобы не влиять на циклы управления. Методы обеспечения кибербезопасности включают шифрование каналов управления и телеметрии, многофакторную аутентификацию устройств при подключении к сети, сегментацию IoT-инфраструктуры для изоляции критических подсистем, а также применение поведенческого анализа и методов машинного обучения для обнаружения аномалий, которые могут свидетельствовать о вторжении, компрометации устройств или некорректной работе самого диспетчера вследствие внешнего воздействия. [8]

Заключение. Эволюция автоматизированных домашних систем требует перехода от детерминированных алгоритмов к интеллектуальным методам диспетчеризации ресурсов – обучению с подкреплением, теоретико-игровым моделям и аукционным механизмам. Формализованы основные типы ресурсов (энергия, вода, каналы связи, вычислительные мощности) и задачи их распределения (аллокация и планирование). Отдельное внимание уделено проблемам масштабируемости IoT-сетей и кибербезопасности процессов управления, которые являются ключевыми ограничениями при внедрении интеллектуальных диспетчеров в реальных «умных домах».

Список литературы

1. Новости Интернета вещей [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://iot.ru/wiki/umnyy-dom>
2. Умный дом будущего: новые технологии и перспективы на ближайшие годы [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.computerra.ru/303162/umnyj-dom-budushhego-novye-tehnologii-i-perspektivy-na-blizhajshie-gody/>
3. ГОСТ Р ИСО/МЭК 30100-1-2017 «Информационные технологии. Менеджмент ресурсов домашних сетей. Часть 1. Требования» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://files.stroyinf.ru/cat0/2315-184.htm>
4. Системы управления энергопотреблением в жилых домах [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://irepository.uniten.edu.my/entities/publication/ad7e733a-a0bf-41b0-802c-991c3326c0d7>
5. Динамическое планирование работы бытовой техники и управление энергопотреблением в «умных домах» с использованием методов адаптивного обучения с подкреплением [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.nature.com/articles/s41598-025-08125-9>

6. Использование обучения с подкреплением (RL) для предотвращения тупиковых ситуаций в системах с общими ресурсами [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://libeldoc.bsuir.by/handle/123456789/61100>

7. Edge AI for SD-IoT: A Systematic Review on Scalability and Latency [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.mdpi.com/2624-831X/7/1/23>

8. Рекомендации по обеспечению кибербезопасности умного дома [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.cepro.com/news/best-practices-for-smart-home-cybersecurity/134789/>

UDC 004.896:64

INTELLIGENT METHODS OF RESOURCE DISPATCHING IN AUTOMATED HOME SYSTEMS

Agapova V.O.

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, Republic of Belarus

Likhachevsky D.V.. – Cand. of Sci., associate professor, associate professor of the department of ICSD

Annotation: This paper examines intelligent resource dispatching methods in IoT-based automated home systems (AHS). Resources (energy, water, computing, communication channels) are formalized, and allocation and scheduling problems are defined. Modern approaches, including reinforcement learning (RL), game-theoretic models, and auction mechanisms, are analyzed. Issues of IoT network scalability and dispatch process cybersecurity are explored. The potential of hybrid methods combining the adaptability of RL with the stability of game equilibria is demonstrated.

Keywords: AHS, resource dispatching, smart home, reinforcement learning, game theory, auction mechanisms, scalability, cybersecurity