

УДК 004.896:681.51

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ АЛГОРИТМЫ КООРДИНАЦИИ И УПРАВЛЕНИЯ УСТРОЙСТВАМИ «УМНОГО ДОМА»



**Д.В. Лихачевский**  
Заместитель начальника  
Секретариата  
Наблюдательного совета  
ПВТ, кандидат  
технических наук, доцент  
[likhachevski@park.by](mailto:likhachevski@park.by)



**С.А. Мигалевич**  
Магистр технических  
наук, начальник  
центра  
информатизации и  
инновационных  
разработок  
[migalevich@bsuir.by](mailto:migalevich@bsuir.by)



**В.О. Аганова**  
Магистрант кафедры  
проектирования  
информационно-  
компьютерных систем  
факультета  
компьютерного  
проектирования БГУИР,  
[aganova06@bsuir.by](mailto:aganova06@bsuir.by)

### **Д.В. Лихачевский**

Окончил Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники. Область научных интересов связана с исследованием проблем радиочастотной идентификации объектов, организацией учебного и научно-исследовательского процессов в техническом университете.

### **С.А. Мигалевич**

Окончил Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники. Область научных интересов: вибродиагностика, разработка метода вейвлет-анализа изделий машиностроения.

### **В.О. Аганова**

Магистрант Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники, факультета компьютерного проектирования

**Аннотация:** В статье рассматриваются интеллектуальные алгоритмы координации и управления устройствами «умного дома». Проведён обзор архитектур систем домашней автоматизации, протоколов взаимодействия устройств, а также методов машинного обучения и обучения с подкреплением, применяемых для оптимизации энергопотребления, обеспечения безопасности и повышения комфорта. Описаны перспективы развития интеллектуальных систем домашней автоматизации.

**Ключевые слова:** умный дом, Интернет вещей, интеллектуальные алгоритмы, машинное обучение, обучение с подкреплением, координация устройств, энергоэффективность, протоколы IoT.

**Введение.** Концепция «умного дома» за последние годы прошла путь от дорогой экзотики до повседневной реальности. Если раньше автоматизация жилья сводилась к простым таймерам и датчикам движения, то сегодня умные устройства способны общаться друг с другом, анализировать поведение жильцов и самостоятельно принимать решения [1]. По данным *Statista*, глобальный рынок умных домов к 2025 году достиг 150 миллиардов долларов с ежегодным темпом роста около 25 % [2].

Принципиальное отличие современных систем от классической автоматизации состоит в том, что нейросети и алгоритмы машинного обучения не просто выполняют заранее заданные правила, а учатся на реальных данных. Они подстраиваются под образ жизни конкретной семьи и корректируют сценарии работы в реальном времени [3]. Это

позволяет добиться экономии электроэнергии до 30 %, снизить износ техники и повысить комфорт без участия пользователя [4].

Целью данной работы является обзор интеллектуальных алгоритмов, применяемых для координации и управления устройствами умного дома, от протоколов связи до методов глубокого обучения с подкреплением.

**Архитектура системы «умного дома».** Типичная система умного дома состоит из нескольких уровней. Нижний уровень – это конечные устройства: датчики температуры, влажности, движения, освещённости, а также исполнительные механизмы: реле, клапаны, приводы [5]. Средний уровень – шлюз (gateway), который собирает данные с датчиков и передаёт команды исполнительным устройствам. Верхний уровень – облачная или локальная платформа с алгоритмами обработки данных и принятия решений [6].

Для взаимодействия устройств между собой используются различные протоколы. Zigbee работает в диапазоне 2,4 ГГц, поддерживает mesh-топологию и отличается низким энергопотреблением, именно его используют Aqara, Philips Hue и IKEA [7]. Z-Wave работает на частоте 868 МГц и обеспечивает стабильную связь, хотя и стоит дороже. Thread – новый IP-протокол, созданный специально для стандарта Matter [7].

Matter заслуживает отдельного внимания. Это не физический протокол, а универсальный стандарт совместимости, разработанный совместно Apple, Google, Amazon и Samsung [8]. Он работает поверх Wi-Fi, Ethernet или Thread и позволяет объединять устройства разных производителей без привязки к конкретному облаку. Для подключения достаточно отсканировать QR-код и устройство одновременно появляется во всех экосистемах пользователя [7].

**Машинное обучение в управлении умным домом.** Нейронные сети обеспечивают превращение набора разрозненных устройств в единую интеллектуальную среду. Основные направления их применения – это анализ сенсорных данных, персонализация сценариев и предиктивное управление [3]. Система собирает информацию с датчиков температуры, освещённости, движения, влажности и шума, а нейросеть выявляет паттерны и прогнозирует потребности жильцов.

Для управления освещением, например, рекуррентные нейронные сети (RNN) эффективно анализируют временные данные: когда жильцы обычно включают свет, в какое время уходят из дома. Сверточные нейронные сети (CNN) используются для обработки визуальной информации: распознавания жестов или управления световыми сценами. Глубокие нейронные сети (DNN) обеспечивают высокую точность при сложных условиях с множеством переменных [9].

В МГПУ и ряде белорусских и российских университетов уже ведутся исследования по применению нейросетей для прогнозирования потребления ресурсов в зданиях [10]. На практике AI-система вместо жёсткого расписания «выключить свет через 5 минут» анализирует присутствие людей, уровень естественного освещения и привычки каждого члена семьи, после чего сама определяет оптимальный режим [4].

**Обучение с подкреплением для оптимизации энергопотребления.** Одна из наиболее перспективных задач оптимизация работы систем отопления, вентиляции и кондиционирования (HVAC), которые являются основными потребителями энергии в жилом секторе. Проблема в том, что оптимальное расписание работы HVAC зависит от множества неопределённых параметров: погоды, тарифов на электроэнергию, привычек жильцов и теплофизических свойств здания [11].

Исследователи из Окриджской национальной лаборатории (ORNL) предложили систему RL-HEMS, основанную на обучении с подкреплением, представлена на рисунке 1. Алгоритм обучается на паттернах энергопотребления и генерирует оптимальное расписание работы HVAC, не требуя априорных знаний о теплодинамической модели здания. Эксперименты на реальном доме показали снижение затрат на 17 % и потребления энергии на 15 % [11].

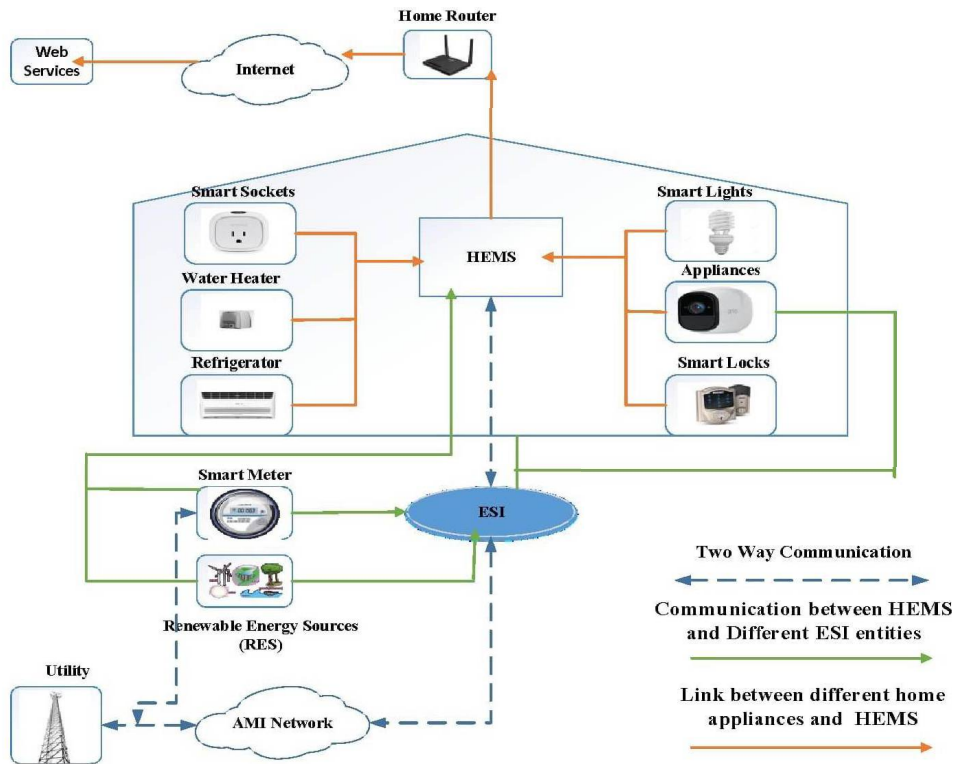


Рисунок 1. Схема HEMS

Другой подход Deep Deterministic Policy Gradients (DDPG), он формализует задачу управления энергией как марковский процесс принятия решений, диаграмма представлена на рисунке 2. Агент одновременно управляет зарядкой/разрядкой системы накопления энергии и мощностью HVAC, учитывая выработку солнечных панелей, наружную температуру и текущий тариф [12]. Результаты на реальных данных подтверждают эффективность и устойчивость такой стратегии.

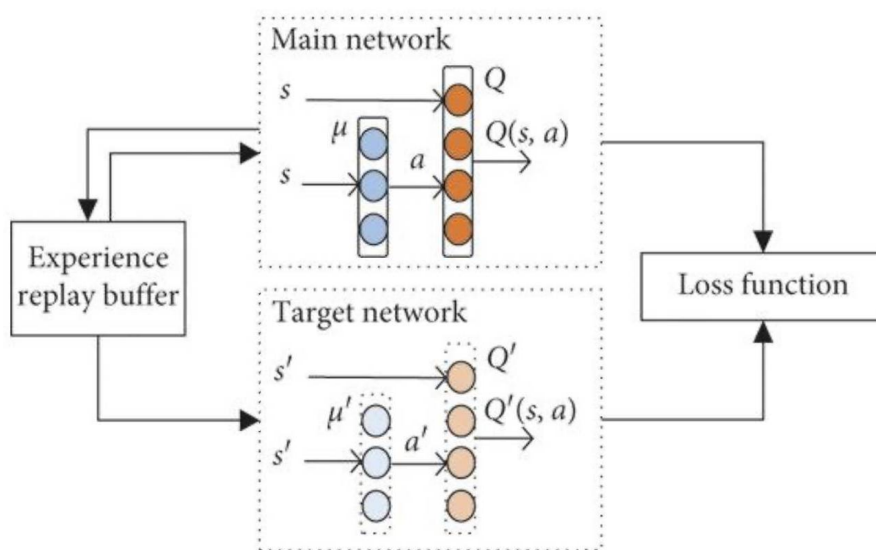


Рисунок 2. Диаграмма Deep Deterministic Policy Gradients

**Интеллектуальные алгоритмы безопасности.** Безопасность – ещё одна область, где нейросети существенно расширяют возможности умного дома. Глубокие нейронные сети применяются в системах контроля доступа для распознавания лиц: биометрические данные жильцов заносятся в базу, и при каждом запросе на вход система сверяет двумерное или трёхмерное изображение лица с сохранёнными образцами [13]. Помимо этого, нейросетевые модели используются для идентификации людей по походке – такой подход позволяет реагировать на появление посторонних без необходимости явной аутентификации [14]. Не менее важной является защита самой IoT-сети от внешних атак. IoT архитектура представлена на рисунке 3. Поскольку устройства умного дома компактны и ограничены в ресурсах, они легко становятся мишенью для злоумышленников.

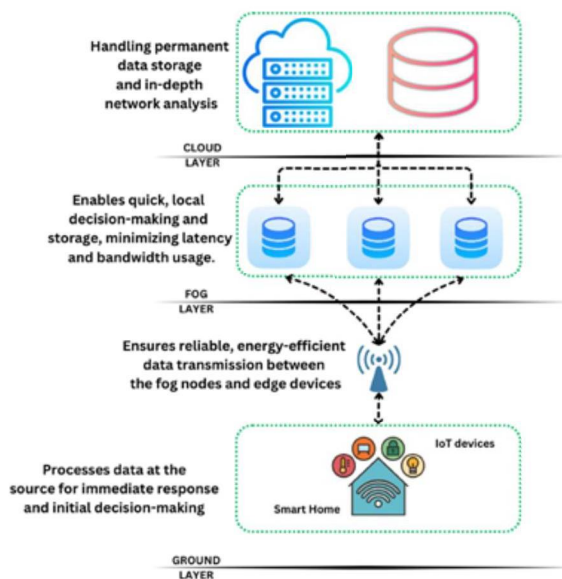


Рисунок 3. Многоуровневая архитектура IoT сеть

Для обнаружения сетевых аномалий применяются алгоритмы машинного обучения, в частности метод случайного леса, который показал высокую точность при выявлении подозрительного трафика в IoT-сетях.

**Адаптивные системы и персонализация.** Современные адаптивные системы умного дома выходят далеко за рамки простых сценариев вроде «если темно – включить свет». Они анализируют совокупность контекстных данных – время суток, сезон, присутствие конкретных жильцов, их текущую активность и формируют комплексные сценарии управления [1]. Например, если система определяет, что дома никого нет, она снижает энергопотребление, а при возвращении конкретного пользователя загружает именно его предпочтения по освещению и температуре [3].

Голосовые ассистенты с поддержкой обработки естественного языка добавляют ещё один уровень взаимодействия. Пользователь может управлять домом голосом, причём современные модели способны понимать контекст и нечёткие формулировки [9]. В перспективе интеграция больших языковых моделей позволит голосовым ассистентам не просто выполнять команды, но и вести диалог о предпочтениях, предлагая оптимальные сценарии. Отдельным направлением является федеративное обучение – подход, при котором модели машинного обучения обучаются локально на данных конкретного дома, а затем обмениваются обобщёнными параметрами без передачи персональных данных в облако [3]. Это решает одну из главных проблем умных домов – вопрос приватности.

**Заключение.** Интеллектуальные алгоритмы координации и управления устройствами умного дома охватывают широкий спектр задач: от оптимизации энергопотребления до обеспечения физической безопасности и персонализации среды проживания. Методы

машинного обучения позволяют системе адаптироваться к привычкам жильцов, а обучение с подкреплением обеспечивает оптимальное долгосрочное планирование без необходимости строить точные физические модели здания. Появление единого стандарта Matter и развитие протокола Thread создают технологическую основу для объединения устройств разных производителей в единую экосистему. Вместе с тем остаются открытые вопросы: проблема приватности данных, устойчивость IoT-сетей к кибератакам и необходимость обеспечения работоспособности системы при потере интернет-соединения. Решение этих задач определит вектор развития технологий умного дома в ближайшие годы.

#### Список литературы

- [1] Современные адаптивные системы в умном доме // Международный научно-исследовательский журнал. – 2024. – № 1(139). – DOI: 10.23670/IRJ.2024.139.162.
- [2] Zhao, C. The Evolutionary Revolution of Smart Home Systems / C. Zhao // ACM Digital Library. – 2025. – DOI: 10.1145/3745238.3745421.
- [3] Интеграция ИИ с системами умного дома / Elec.ru. – 2025. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.elec.ru/publications/it-ii/9345/>.
- [4] Энергоэффективность и экономия с AI: как нейросети помогают вашему дому тратить меньше / CDT5. – 2025. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://cdt5.ru>.
- [5] Архитектура системы «управления умным домом» / Science-engineering. – 2022. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://s.science-engineering.ru/pdf/2022/2/1388.pdf>.
- [6] Integration of AI and IoT for Smart Home Automation // International Journal of Scientific Research in Electrical and Computer Engineering. – 2024. – Vol. 11(5).
- [7] Протоколы умного дома: от Zigbee до Matter и Thread / Neuracube. – 2025. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://neuracube.ru/blogs/blog/Zigbee-Matter-Thread>.
- [8] Протокол Matter для умного дома: как работает и что даёт / Lifehacker. – 2024. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://lifehacker.ru/protokol-matter/>.
- [9] Автоматизация умного дома с нейросетями / Future Media. – 2025. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://media.future-hub.io/stati/avtomatizatsiya-umnogo-doma-s-neyrosetyami>.
- [10] Зибко, И.В. Разработка системы управления «умным домом» / И.В. Зибко // БГУИР. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://libeldoc.bsuir.by/bitstream/123456789/42601/1/>.
- [11] RL-HEMS: Reinforcement Learning Based Home Energy Management System for HVAC Energy Optimization / ORNL // ASHRAE Transactions. – 2020. – Vol. 126. – PP. 421–429.
- [12] Yu, L. Deep Reinforcement Learning for Smart Home Energy Management / L. Yu et al. // IEEE Internet of Things Journal. – 2019. – DOI: 10.1109/IJOT.2019.2957289.
- [13] Дубровина, А.С. Анализ безопасности применения нейронных сетей в умном доме / А.С. Дубровина // МИД. – 2024. – С. 14–18.
- [14] Соколов, А.Н. Нейросетевая модель определения позы и идентификации личности / А.Н. Соколов // ВШЭ. – 2020.

#### Авторский вклад

**Лихачевский Дмитрий Викторович** – постановка и формализация исследовательских задач в области создания интеллектуальных алгоритмов координации для гетерогенных устройств "умного дома". Разработка теоретических моделей распределенного принятия решений, обеспечивающих семантическую совместимость протоколов. Проведение сравнительного анализа централизованных, децентрализованных и гибридных стратегий управления инженерными системами здания, а также исследование эффективности алгоритмов адаптивной координации при работе с динамически изменяющимися потоками событий и в условиях жестких ограничений вычислительных и энергетических ресурсов конечных устройств.

**Мигалевич Сергей Александрович** – организация и научное сопровождение прикладных исследований, направленных на внедрение современных информационных технологий и методов искусственного интеллекта (включая обучение с подкреплением) для построения масштабируемых и отказоустойчивых механизмов координации устройств интернета вещей. Обеспечение согласованной работы разнородных подсистем "умного дома" (климат, безопасность, освещение) в условиях пиковых нагрузок и необходимости обработки потоковых телеметрических данных в режиме жесткого реального времени.

**Агапова Виктория Олеговна** – исследование архитектурных паттернов и алгоритмических решений для децентрализованной координации устройств в экосистеме интеллектуального здания. Разработка моделей обмена асинхронными событиями между контроллерами, создание механизмов динамической приоритизации управляющих воздействий для критических сценариев, а также синтез алгоритмов адаптивного согласования действий конфликтующих инженерных подсистем в условиях неопределенности сенсорных данных и частичной потери связи с отдельными узлами сети.

## **INTELLIGENT ALGORITHMS FOR COORDINATION AND CONTROL OF SMART HOME DEVICES**

***D.V. Likhachevsky***

*Deputy Director of the Secretariat of  
Hi-Tech Park Supervisory Board,  
Candidate of Technical Sciences,  
Associate Professor*

***S.A. Migalevich***

*Master of Technical Sciences,  
Head of the Center for  
Informatization and Innovative  
Developments*

***V.O. Agapova***

*Student of the Belarusian  
State University of  
Informatics and  
Radioelectronics*

**Abstract.** The article examines intelligent algorithms for coordination and control of smart home devices. An overview of home automation system architectures, device communication protocols, and machine learning and reinforcement learning methods applied to energy optimization, security, and comfort improvement is provided. The prospects for the development of intelligent home automation systems are outlined.

**Keywords:** smart home, Internet of Things, intelligent algorithms, machine learning, reinforcement learning, device coordination, energy efficiency, IoT protocols.