

На правах рукописи



Томин Никита Викторович

**МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ СИНТЕЗА
АВТОНОМНЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ
РЕЖИМАМИ АКТИВНЫХ
РАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНЫХ СЕТЕЙ С
ПРИМЕНЕНИЕМ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

Специальность 2.4.3. Электроэнергетика

Автореферат
диссертации на соискание учёной степени
доктора технических наук

Иркутск — 2025

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном учреждении науки Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева Сибирского отделения Российской академии наук (ИСЭМ СО РАН)

Научный консультант: доктор физико-математических наук, доцент, профессор РАН
Сидоров Денис Николаевич

Официальные оппоненты: **Савина Наталья Викторовна**,
доктор технических наук, профессор, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Амурский государственный университет", Энергетический факультет, кафедра энергетики, заведующий кафедрой

Соснина Елена Николаевна,
доктор технических наук, профессор, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева", Образовательно-научный институт электроэнергетики, кафедра "Электроэнергетика, электроснабжение, и силовая электроника", профессор

Фишов Александр Георгиевич,
доктор технических наук, профессор, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Новосибирский государственный технический университет", кафедра Автоматизированных электроэнергетических систем, профессор

Ведущая организация: Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования "Сибирский федеральный университет", г. Красноярск

Заплата состоится "24" марта 2026 г. в 9 ч. 00 мин. на заседании диссертационного совета 24.1.118.01 созданного на базе Федеральном государственном бюджетном учреждении науки Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева Сибирского отделения Российской академии наук по адресу: 664033, г. Иркутск, ул. Лермонтова, 130, к.355.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ИСЭМ СО РАН по адресу: 664033, г. Иркутск, ул. Лермонтова, 130, к. 407 и на сайте: <https://isem.irk.ru/dissert2/case/DIS-2025-4/>.

Отзывы на автореферат в двух экземплярах, заверенные печатью учреждения, просьба направлять по адресу: 664033, г. Иркутск, ул. Лермонтова, 130, к.355 на имя ученого секретаря диссертационного совета 24.1.118.01.

Автореферат разослан "____" декабря 2025 года.

Ученый секретарь
диссертационного совета 24.1.118.01,
доктор технических наук, доцент  Солодуша Светлана Витальевна

Общая характеристика работы

Актуальность темы. Актуальность диссертационной работы определяется следующими факторами:

1. В настоящее время в мире происходит глобальная энергетическая трансформация, которая связана с масштабной цифровизацией и интеллектуализацией энергетической отрасли, что подразумевает создание и функционирование технических систем нового уклада - интеллектуальных энергетических систем. Во многих странах, в том числе и РФ, сегодня внедряются сценарии перехода к клиент-ориентированным распределённым архитектурам энергосистем, что меняет характер систем оперативного и автоматического управления, акцентируя переход к распределённым, интеллектуальным принципам и образованию так называемых активных электрических сетей.

2. Современный этап цифровой трансформации распределительных сетей 35–0,4 кВ выдвигает принципиально новые задачи перед системами управления. Возникает необходимость реагировать на сложные вызовы, связанные с возрастанием стохастичности генерации и потребления, появлением локальных микросетей и интеграцией распределённых энергоресурсов (РЭР). Эти тенденции требуют развития принципиально новых, продвинутых форм автоматизации. И если традиционные автоматизированные системы управления (АСУ) и системы автоматического управления (САУ) были ориентированы на работу с относительно стабильными, централизованно управляемыми сетями, то переход к активно-адаптивным цифровым районам электрических сетей (РЭС) требует качественно иного подхода - автономного управления.

3. Целый ряд крупных отечественных и зарубежных энергокомпаний, такие как ПАО „Россети“, Siemens Energy, ABB Power Grids, RTE и др. сегодня реализуют проекты в области автоматизации управления распределительными электрическими сетями, которые подразумевают их поэтапную эволюцию: от автоматизированных систем, требующих постоянного вмешательства оператора, через автоматические системы, способные выполнять заданные алгоритмы без участия человека, к принципиально новому уровню когнитивной автоматизации - автономным системам, обладающим способностью к самообучению, адаптации и самостоятельному принятию решений в условиях неопределенности. Такой переход особенно актуален для реализуемых в РФ проектов цифровых РЭС, где традиционные методы управления становятся малоэффективными из-за динамичности процессов, нелинейности характеристик и необходимости быстрого реагирования на изменения режимов работы сети.

4. В этих условиях в научно-инженерном сообществе formalизовано общее требование, что интеллектуальность автоматизации в распределительных сетях должна значительно возрасти, развиваясь в сторону

автономных систем, реализующих принципы «когнитивной автоматизации» в рамках концепции „Индустрис 4.0“ и тем самым способных решать высокоуровневые задачи без явного программирования и принимать решения на основе альтернативных действий, что принципиально отличает их от традиционных подходов автоматизированного и автоматического управления.

Сегодня когнитивная автоматизация в электроэнергетике становится возможной за счёт стремительного развития в последние годы новых вычислительных технологий и средств, таких как: модели искусственного интеллекта (ИИ) и машинного обучения, цифровые двойники, интернет вещей и т.п. В контексте ИИ под „автономией“ понимается способность искусственного агента действовать независимо от руководства человека, что подразумевает создание систем автономного ИИ. Наиболее подходящими для создания таких форм ИИ с точки зрения синтеза автономных систем управления, является перспективная ветвь машинного обучения - обучение с подкреплением (англ. Reinforcement Learning, RL), которая использует различные методы для создания автономных самообучающихся агентов. Именно обучение с подкреплением может стать основной для синтеза эффективных автономных систем управления режимами активных распределительных сетей.

Таким образом, диссертация посвящена вопросам разработки автономных систем управления режимами современных активных распределительных сетей на основе методов машинного обучения, и в первую очередь RL. В качестве основных задач рассматриваются вопросы радикального совершенствования средств классической автоматизации активных распределительных сетей 35 - 0,4 кВ, а также отдельных объектов малой энергетики, содержащих распределённые и возобновляемые источники энергии (ВИЭ), посредством разработки нового класса автономных систем управления на основе интеллектуальных алгоритмов принятия решений. В связи с тем, что для построения эффективной автономной системы управления требуется постоянно обновляемая высокореалистичная цифровая копия физического объекта, в диссертации разрабатываются принципы совместного использования технологии цифровых двойников и методов RL. Предложенная в работе новая концепция иерархической интеллектуальной автономной системы управления (ИАСУ) цифровых электрических сетей объединяет возможности автоматизированного и автоматического управления, создавая единый механизм, способный к самостоятельному принятию решений на основе заданных критерии и алгоритмов.

Степень разработанности темы. На сегодняшний день проблеме интеллектуализации процессов управления электроэнергетическими системами посвящено довольно много научно-технической литературы. Среди современных работ обширные исследования принадлежат сотрудникам ИСЭМ СО РАН Н.И. Воропаю, В.А. Стенникову, В.Г. Курбацкому, И.Н.

Колосок, Д.А. Панасецкому, А.В.Домышеву, Д.Н. Сидорову, Л.В. Масель, и др. В этом же направлении существенный вклад выполнен также другими отечественными и зарубежными учёными Н.А. Мановым, Ю.Я. Чукреевом, М.В. Хохловым, П.И. Бартоломеем, А.В. Паздерином, К.В. Сусловом, Е.Н. Сосиной, Д.В. Холкиным, М. Negnevitsky, Ch. Rehtanz, Z.A. Styczynski, B. Donnot, I. Guyon, и др. Проблеме разработки новых систем режимного и противоаварийного управления режимами микро- и миниэнергетических систем, активных электрических сетей посвящены работы П.В. Илюшина, Г.А. Фишова, Ф.Л. Быка, Н.В. Савиной, А.Ю. Маркова, В.А. Савельева, А.А. Волошина, D. Ernst, L. Wehenkel, M. Glavic, V. Francois-Lavet и др. В работе¹ П.В. Илюшина и А.Л. Куликова были заложены методические основы проектирования энергогорайонов с объектами распределённой генерации и основные принципы построения автоматики управления нормальными и аварийными режимами.

Развитию концепции автономных систем управления в отечественной и мировой электроэнергетике посвящены труды Колесникова А.В., Листопада С.В., Кирилиной О.И., Ch. Rehtanz, V. Biagini, C. Becker и других выдающихся учёных. Отдельно стоит отметить, что в монографии Ch. Rehtanz, C. Becker одни из первых заложили основные принципы и подходы к реализации автономных систем управления режимами интеллектуальных энергетических систем с применением экспертических и мультиагентных систем². Созданию и развитию теории адаптивных самообучающихся систем посвящены работы учёных В.А. Якубовича, Я.З. Цыпкина, Г.К. Кельмана, Р.Л. Стратоновича, А.Н. Горбаня, Ю.И. Журавлёва, D. Silver, R.S. Sutton, A.G. Barton, S.H. Altman, T. Hubert, J. Schrittweiser и др. Следует особо подчеркнуть российские математики В.А. Якубович и Я.З. Цыпкин одни из первых сформулировали понятие и дали математическую постановку автоматических самообучающихся систем, которые могут автономно находить „идеальное“ управление^{3 4}.

Целью данной работы является разработка автономных систем управления режимами активных распределительных сетей и объектов малой энергетики в структуре современных электроэнергетических систем с применением методов машинного обучения.

¹Илюшин П.В., Куликов А.Л. Автоматика управления нормальными и аварийными режимами энергогорайонов с распределенной генерацией: монография / Нижний Новгород: Нижегород. ин-т упр. - фил. РАНХиГС, 2019. 364 с.

²Rehtanz C. Autonomous systems and intelligent agents in power system control and operation. Berlin: Springer, 2003. 304 р.

³Якубович В.А. Об одном классе адаптивных (самообучающихся) систем // В сб.: Оптимальные адаптивные системы. Москва: Наука, 1972. С. 174-181.

⁴Цыпкин Я.З., Кельман Г.К., Эпштейн Л.Е. Обучающиеся автоматические системы // В сб.: Оптимальные адаптивные системы. Москва: Наука, 1972. С. 182-193.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Анализ особенностей систем автоматического и автоматизированного управления режимами современных распределительных электрических сетей в процессе их интеллектуализации и цифровизации с оценкой проблематики перехода к системам автономного управления

2. Сравнительный анализ современных технологий и моделей автономного ИИ, включающие мультиагентные системы и методы машинного обучения, потенциально эффективных для реализации высокоавтономных систем когнитивной автоматизации режимов электрических сетей.

3. Оценка эффективности различных алгоритмов и технологий RL для разработки автономных систем управления режимами современных электрических сетей ЭЭС, реализующих свойства автономного ИИ.

4. Разработка методологических основ синтеза автономных систем управления режимами активных распределительных сетей в процессе их цифровой трансформации.

5. Разработка нового подхода к созданию цифрового двойника энергетических систем с использованием метода обучения с подкреплением для обеспечения высокого уровня автономности систем управления при различных сценариях эксплуатации активных электрических сетей, включая анализ аварийных режимов и оптимизацию управляющих воздействий с учетом технико-экономических критерииев.

6. Развитие методов самообучающихся САУ, позволяющих реализовать функции когнитивной автоматизации для синтеза интеллектуальных контроллеров отдельных компонент и объектов активных распределительных сетей, характеризующимися высоким уровнем стохастичности - микросети, ветроэнергетические установки (ВЭУ), электrozаправочные станции (ЭЗС) электромобилей, сетевые инверторы и т.п.

7. Разработка методологии синтеза нового класса автоматизированных систем технологического управления (АСТУ), построенных на базе принципов когнитивной автоматизации, делегированной автономии и ситуационного управления для реализации интеллектуальной платформы автономного технологического управления цифровыми районами РЭС: от полевых энергетических объектов до координирующего уровня центра управления сетями (ЦУС).

8. Проведение натурных испытаний и измерений на физической установки гибридной микроэнергетической системы ИСЭМ СО РАН, а также комплекса экспериментальных исследований и апробации предложенных моделей и систем автономного управления на примере тестовых и реальных энергорайонов электрических сетей с оценкой технических, экономических и экологических эффектов и возможностей внедрения достигнутых разработок.

9. Создание программного комплекса, предназначенного для многоуровневого моделирования и оптимального управления активными микроэнергетическими системами с интеграцией технологий цифрового двойника, блокчайна и методов обучения с подкреплением.

10. Обобщение результатов диссертационной работы в виде методологии поэтапного внедрения автономных диспетчерских систем на уровне активных распределительных сетей 35 - 0,4 кВ, включая формулировку и учёт специфических требований к цифровой трансформации распределительного электросетевого комплекса РФ.

Объектом исследования данной работы являются активные распределительные электрические сети, включая отдельные энергорайоны и объекты малой энергетики, содержащие РЭР.

Предметом исследования являются автономные системы управления режимами работы активных распределительных сетей и объектов малой энергетики использующие методы машинного обучения.

Методология и методы исследования. В работе использованы методы математического анализа и моделирования, динамической оптимизации, градиентные методы, машинного обучения, распознавания образов, теории игр. Программная реализация выполнена с использованием объектно-ориентированного подхода средствами языка Python и Julia.

Научная новизна:

1. Предложена адаптация «иерархической модели интеллекта» (Hierarchical Intelligence Model, HIM) для синтеза автономных систем управления в электроэнергетике на базе методологии RL, позволяющей создавать интеллектуальных агентов способных самостоятельно производить эффективные действия в заданной среде. Такой подход устраняет ключевое ограничение традиционных систем управления – неспособность к многоуровневому принятию решений в условиях неопределенности, что актуально для сложных электрических сетей, включающих РЭР.

2. Разработаны методологические основы построения и внедрения иерархической ИАСУ для реализации поэтапной цифровой трансформации РЭС в энергетические сообщества с полноценной реализацией всех форм активности потребителей. Ключевое отличие от существующих решений – синтез возможностей автоматизированных и автоматических систем управления на базе методов RL с применением цифровых двойников, сочетающих физическое моделирование оборудования и поведенческие аспекты участников рынка, что обеспечивает переход к принципиально новой структуре управления с автономным принятием решений при сохранении операторского контроля.

3. Предложена комплексная методология построения цифрового двойника энергетических систем на базе оригинальной пятиуровневой архитектуры, принципиально отличающаяся тем, что обеспечивает

одновременное комбинированное обучение RL-агента на данных как физической сети, так и её виртуальной полумарковской модели с реальными временными параметрами; реализует многоуровневую достоверизацию и адаптивную фильтрацию данных с заменой аномалий статистически обоснованными оценками, а также использует прогнозную метамодель на основе стекинга для повышения точности и устойчивости прогнозирования, что в совокупности позволяет достигать сквозного мониторинга, контроля и автономного управления электрической сетью в условиях неопределенности.

4. Разработана методология синтеза нового класса самообучающихся САУ на основе объединения теории «уравнений мозга» и методов RL для реализации адаптивного управления устройствами и объектами активной распределительной сети. Данная методология позволяет впервые реализовать „разумные“ автоматические системы В.А. Якубовича, способные самостоятельно находить стабильные стратегии оптимального управления (включая первичное и вторичное регулирование) различными РЭР (микросети, ВЭУ, ЭЗС электромобилей, сетевые инверторы и т.п.) в условиях неполноты и стохастичности информации.

5. Предложен принципиально новый подход к построению автономных диспетчерских систем типа «Автономный диспетчер», рассматриваемого как интеллектуального ядра ИАСУ, ориентированных на управление активными сетями 35–0,4 кВ, объединяя принципы когнитивной автоматизации, цифровых двойников и самообучающихся механизмов RL для сквозного интеллектуального управления: от локального регулирования микросетей и полевых устройств до стратегической оптимизации режимов цифровых РЭС на уровне ЦУС. Ключевое отличие от существующих АСТУ — способность автономного ИИ брать на себя до 90% оперативных решений по функциям ситуационного управления с обеспечением высокой скорости осмысленного реагирования, повышения общей эффективности функционирования и уровня надёжности цифровой сети, оставляя при этом за человеком стратегический контроль и утверждение ключевых сценариев управления.

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Методология построения иерархической ИАСУ для цифровой трансформации распределительных электрических сетей, интегрирующая технологии цифровых двойников, машинное обучение и когнитивной автоматизации.
2. Способ построения цифрового двойника энергетических систем на базе пятиуровневой архитектуры, обеспечивающий комбинированное обучение агента с использованием методов RL, многоуровневой фильтрации данных и стекинговых прогностических моделей.
3. Методология синтеза нового класса самообучающихся САУ на основе объединения теории «уравнений мозга» и методов обучения с

подкреплением для реализации адаптивного управления отдельными компонентами активной распределительной сети.

4. Метод синтеза самообучающейся САУ микроэнергетической системы на базе алгоритма Монте-Карло по поиску в дереве.

5. Способ построения и реализации автономной диспетчерской системы нового поколения („Автономный диспетчер“), выступающей интеллектуальным ядром ИАСУ и ориентированной на сквозное управление цифровыми РЭС (от полевых объектов 6-0,4 кВ до функций центра управления сетями), реализованное на базе принципов когнитивной автоматизации, делегированной автономии и ситуационного управления.

6. Принцип реализации оптимального управления микроэнергетическими системами городской среды и изолированных территорий, объединёнными в энергетическое сообщество, с реализацией локального „справедливого“ рынка электроэнергии посредством технологии блокчейна.

7. Комплексная модель оптимального управления цифровым городскими энергорайонами с реализацией сервиса „интеграции зданий в сеть“, сочетающей контекстно-зависимое управление нормальными и аварийными режимами сети, мультиагентную координацию электропотребления энергоэффективных зданий и автономное управление полевыми устройствами зданий и сети.

Соответствие паспорту специальности. Выносимые положения на защиту соответствуют следующим пунктам паспорта научной специальности 2.4.3. Электроэнергетика:

1. Пункту 20 паспорта специальности соответствуют положения 1, 5, 6, 7.
2. Пункту 10 паспорта специальности соответствует положение 2.
3. Пункту 16 паспорта специальности соответствуют положения 3, 4.

Обоснованность и достоверность результатов диссертации.

Достоверность полученных результатов обеспечивается их соответствием базовым законам электротехники и теории электрических цепей, корректностью математических моделей, их адекватностью для исследуемых процессов, соответствием теоретических положений и результатов, полученных при внедрении. Теоретические и практические результаты исследований докладывались и положительно оценены на международных симпозиумах, конференциях, семинарах, а также были опубликованы в ряде высокорейтинговых научных журналах первого квартриля Q1, согласно индексации системами Scopus и Web of Science. Результаты находятся в соответствии с результатами, полученными другими авторами.

Теоретическая значимость. Исследование вносит фундаментальный вклад в теорию управления режимами электрических сетей, предлагая принципиально новый подход к созданию автономных интеллектуальных систем нового поколения. Основной теоретический прорыв заключается в

создании целостной концепции иерархического интеллектуального управления, объединяющей современные достижения в области RL, теории сложных систем и когнитивной автоматизации. Предложенная парадигма позволяет формализовать процесс принятия решений в условиях высокой неопределенности, характерной для активных распределительных сетей. Особую научную ценность представляет разработанный математический аппарат, обеспечивающий устойчивую работу автономных систем при частичной наблюдаемости параметров сети, нестационарных режимах работы и наличии стохастических возмущений, что характерно для современных электрических сетей с высокой долей РЭР.

Практическая ценность:

1. Методология интеллектуальных систем „Автономного диспетчера“ и разработанный программный комплекс „МЕГА“ позволяет реализовать автономное оптимальное управление микроэнергетическими системами с РЭР учетом множества усложняющих факторов. Проведённая апробация на примере реальных изолированных микрогридов Бурятии, Якутии и Приморского края позволила добиться существенных технико-экономических (снижение показателя LCOE на 20-60%, повышение эффективности электроснабжения) и экологических (снижение в 2-3 раза выбросов CO_2 за счёт оптимального использования ВИЭ и газогенераторов). Технология „Автономный диспетчер“ также тестиировалась на реальных участках сети 0.4 кВ микрорайона г. Якутска, а также была в основе проекта победившего в областном конкурсе в сфере науки и техники Правительства Иркутской области в 2023 году.

2. Методика автономного управления энергоустановками и нагрузками зданий позволяет оптимизировать их энергопотребление (снижение на 15-55%). Она была использована в работах по разработке стандартов АО „Татэлектромонтаж“, а также легла в основу роботизированного управления нагрузками, реализованного фондом стратегического развития энергетики „Фонд Форсайт“ в микрорайонах г. Якутска, спортивных объектов, торговых центров и офисных зданий Московской области, г. Владивостока, Благовещенска. Отдельные разработки в области управление спросом зданий были учтены в НИР „Энергетическая стратегия Иркутской области на период до 2036 года с целевым видением на перспективу до 2050 года“ с оценкой достижимых технико-экономических эффектов для городских энергорайонов: улучшение качества электроэнергии (снижение отклонений напряжения до 30%) и сокращение времени восстановления режимов (уменьшение индекса SAIDI на 25-50%).

3. Гибридная метамодель на основе стекинга позволяет существенно повысить точность прогнозирования параметров режима электрических сетей, что принципиально улучшает предсказательные функции предложенной модели цифрового двойника энергетических систем. Апробация

метамодели для прогнозирования выработки мощности ВЭУ для ветро-станции „Ени Яшма“ (Азербайджан) показала повышение точности в 4-6 раз по основным метрикам в сравнении с традиционными методами. Результаты приняты к использованию и внедрены ОАО „Азерэнержи“.

4. Метод синтеза самообучающейся САУ микроэнергетической системы позволяет существенно сократить эксплуатационные затраты, что было подтверждено аprobацией на физической модели гидридного микрогрида ИСЭМ СО РАН и зафиксировано актом об использовании результатов диссертации при выполнении научно-исследовательских работ ИСЭМ СО РАН.

5. Подход к построению цифрового двойника позволяет существенно повысить эффективность проектов по цифрофизации энергорайонов по-средством реализации сквозного цикла „энергомониторинг-анализ-управление“ от первичных датчиков до стратегий автономного управления. Аprobация отдельных элементов этого подхода была выполнена инженерной службой ИНЦ СО РАН в рамках проекта цифровизации энергорайона Академгородка (г. Иркутск) и реализована „Фондом Форсайт“ в энергогорайоне г. Якутска для улучшения качества энергомониторинга на основе данных интеллектуальных электросчётов и моделирования нагрузок.

Аprobация работы. Основные результаты работы докладывались на: совместном заседании Секции «Активные системы распределения электроэнергии и распределенные энергетические ресурсы» НП «НТС ЕЭС» и Секции по проблемам НТП в энергетике Научного совета РАН по системным исследованиям в энергетике (Москва, 2025), 6th International Conference on Energy Systems and Electrical Power (Wuhan, 2024), 2024 IEEE UralCon (Магнитогорск, 2024, 2025), Международной конференции „Системные исследования в энергетике - 2023“ (Иркутск, 2023), CIRED Porto Workshop 2022: E-mobility and power distribution systems (Porto, 2022), The 2nd Jiangsu-Hong Kong-Macau Conference on Biomass Energy and Materials (Nanjing, 2022), IEEE ISGT Europe (Espoo, 2021), Международной конференции „Smart Energy Systems“ (Казань, 2021), 5th IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (Taiyuan, 2021), Международной конференции „ENERGY-21 – Sustainable Development and Smart Management“ (Иркутск, 2021), Международном семинаре „Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики“ (Казань, 2020; Ташкент, 2019; Сыктывкар, 2016), 10th International Scientific Symposium on Electrical Power Engineering (Stara Lesna, 2019), International Workshop on Flexibility and Resiliency Problems of Electric Power Systems (Иркутск, 2019), 16th Conference on Electrical Machines, Drives and Power Systems (Varna, 2019), 10th IFAC Symposium on Control of Power and Energy Systems (Tokyo, 2018), IEEE PowerTech (Manchester, 2017).

Результаты диссертации получены при поддержке грантов РНФ №14-19-00054, 19-49-04108, РНФ №19-19-00673, РНФ №22-49-02065, а также

грантов РФФИ-ГФЕН №21-58-53049, РФФИ-ГФЕН №19-58-53011, РФФИ-БРИКС №19-58-80016, РФФИ №18-58-06001, ФЦП БРИКС Минобрнауки РФ №. 075-15-2022-1215, НИР «Энергетическая стратегия Иркутской области на период до 2036 года с целевым видением на перспективу до 2050 года» (гос.контракт №ЭК.03.2023) .

Личный вклад. Все научно-методические и прикладные результаты, представленные в диссертации, получены автором самостоятельно, либо под его научным руководством и при его непосредственном участии. Личный вклад автора: в рамках обзорно-аналитических работ - обоснование актуальности развития принципов когнитивной автоматизации для активных распределительных сетей, адаптация методов RL для синтеза автономных систем управления; в рамках практических исследований - разработка моделей самообучающихся САУ, всех модулей системы „Автономный диспетчер“. Совместно с член-корр. РАН Воропаев Н.И., д.ф.-м.н. Сидоровым Д.Н. был подобран материал для обзорно-аналитической работы; с д.т.н. Курбацким В.Г. поставлены задачи исследования; с к.т.н. Гуриной Л.А. проведены исследования в области кибербезопасности; с к.т.н. Козловым А.В., к.т.н. Шакировым В.А., к.т.н. Панасецким Д.А. проведены расчёты по управлению изолированными микросетями.

Публикации. Основные результаты по теме диссертации изложены в 49 печатных изданиях, 9 из которых — в журналах (К1, К2), рекомендованных ВАК по специальности 2.4.3, 4 статьи в изданиях (К1, К2), рекомендованных ВАК по другим специальностям, 15 — в периодических научных журналах (Q1, Q2), индексируемых Web of Science и Scopus, 14 — в тезисах докладов. Зарегистрированы 2 программы для ЭВМ.

Объем и структура работы. Диссертация состоит из введения, шести глав, заключения, списка литературы и приложений. Основной текст диссертации составляет 588 страниц с 236 рисунками и 23 таблицами. Список литературы содержит 538 наименований. В приложениях приведены описание математических моделей электрических сетей и её компонент, сведения об апробации и применения результатов исследования.

Содержание работы

Во **введении** обосновывается актуальность исследований, проводимых в рамках данной диссертационной работы, приводится обзор научной литературы по изучаемой проблеме, формулируется цель, ставятся задачи работы, сформулированы научная новизна и практическая значимость представляемой работы.

Первая глава посвящена обзору исследований и анализу проблематики перехода современных электроэнергетических систем (ЭЭС) к автономному управлению при их интеллектуализации и цифровизации.

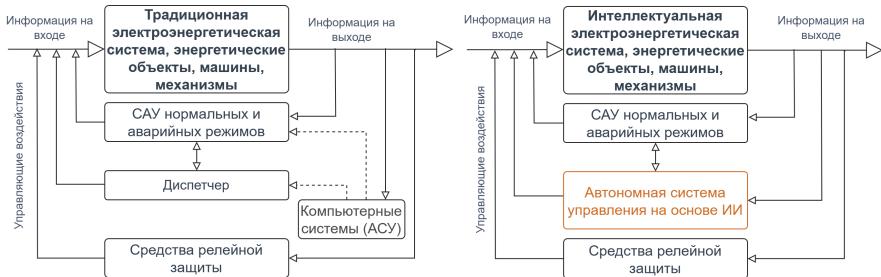


Рисунок 1 — Варианты структур управления оперативного и автоматического режимами современной ЭЭС.

Проведённый в **параграфе 1.1** обзор исследований свидетельствует о том, что современные распределительные сети в составе ЭЭС становятся все более сложными в связи с увеличением числа „активных“ компонентов, характеризующихся стохастическим поведением, что определяется стремительным развитием распределённой и возобновляемой генерации, силовой электроники, сервисов гибкого спроса. Показано, что возрастающая сложность современных ЭЭС становится ключевым фактором, формирующим новые требования к системам автоматизации. Особенно быстро этот фактор нарастает в активных распределительных сетях, обусловленных усложнением инфраструктуры, появлением локальных микросетей, быстрым внедрением РЭР, а также многозадачностью и вариативностью профильных потребителей. В результате, трансформация распределительных сетей в активные системы приводит к необходимости внедрения радикальных инноваций и новых подходов к управлению.

Также в этом параграфе установлено, что традиционные средства автоматизации ЭЭС в современных условиях достигают своего предельного потенциала, и для эффективного управления возрастающей сложностью и недетерминированностью процессов требуется внедрение интеллектуальных систем управления. Обоснована новая концепция когнитивной автоматики для активных распределительных сетей, предусматривающая интеграцию оперативно-диспетчерского и автоматического управления в единую автономную систему (рисунок 1), когда интеллектуальная система берёт на себя функции как привычных САУ, так и функции АСУ диспетчерских центров.

В **параграфе 1.2** даны определения и рассмотрены фундаментальные принципы построения автономных систем управления, отличающихся способностью к самостоятельному принятию решений и адаптации на основе знаний об объекте и окружающей среде. Показано, что гибкая организация таких систем — в том числе иерархическая и мультиагентная

— обеспечивает возможность самообучения, самоорганизации и автономной адаптации к изменяющимся условиям эксплуатации, что требует применения интеллектуальных алгоритмов и современной технической архитектуры. В **параграфе 1.3** представлена концепция коммуникационной архитектуры автономной системы управления в энергетических системах, а также выполнен обзор доступных исследований, посвящённых практике внедрения автономных систем управления как на уровне передачи, так и на уровне распределения электроэнергии. В частности выделены сформулированные шкалы автономности энергетических сетей предложенные компаниями ABB Power Grids, ПАО „Россети“^{5 6}, которые привязаны к этапам цифровой трансформации электрических сетей. Сделан вывод, что уровень внедрения автономных систем управления в электроэнергетики пока является недостаточным, что, главным образом, связано с соображением безопасности и проблемой делегирования решений.

Проведённый в **параграфе 1.4** сравнительный анализ существующих российских концепций цифровых РЭС и практики их реализации показал ограничения чисто автоматических решений (недостаточная гибкость) и схем с полным участием оператора (низкая скорость реакции, субъективные ошибки)⁷. В качестве перспективного направления оптимальным обоснован гибридный вариант: автономные интеллектуальные системы управления на уровне ЦУС, сочетающие ИИ, цифровые двойники (ЦД) и ограниченный человеческий надзор. Такой подход обеспечивает самообучаемость и адаптацию сети, предиктивное предупреждение аварий с использованием ЦД и глобальную оптимизацию режимов, а также существенное повышение надёжности и устойчивость цифровых РЭС в высокой долей РЭР.

На основании этого в **параграфе 1.5** сформулирована основная научная задача диссертации — развитие методологических основ построения ИАСУ цифровыми активными распределительными сетями с обеспечением сквозного интеллектуального управления на всех уровнях — от стратегического до локального. Разрабатываемая система ИАСУ представляет собой единый механизм принятия решений и опирается на современные методы машинного обучения, динамической оптимизации и теории игр, что согласуется со стратегическими направлениями цифровизации электроэнергетики в РФ, зафиксированными в распоряжении Правительства РФ от 28 октября 2020 №2801-р и указе Президента РФ от 7 мая 2018 г. N 204.

⁵The autonomous grid: Automation, intelligence and the future of power systems / V. Biagini [et al.] // Energy Research Social Science. - 2020. - № 65. - Pp. 101460.

⁶Майоров А. Развитие системы оперативно-технологического управления электросетевым комплексом в рамках концепции цифровой трансформации 2030 // Электроэнергия. Передача и распределение. — 2019. — № S2 (13). — С. 2-7.

⁷Цифровизация электрических сетей. Практический опыт / А. Ю. Макаров — Москва: Экономика, 2019. — 128 с.

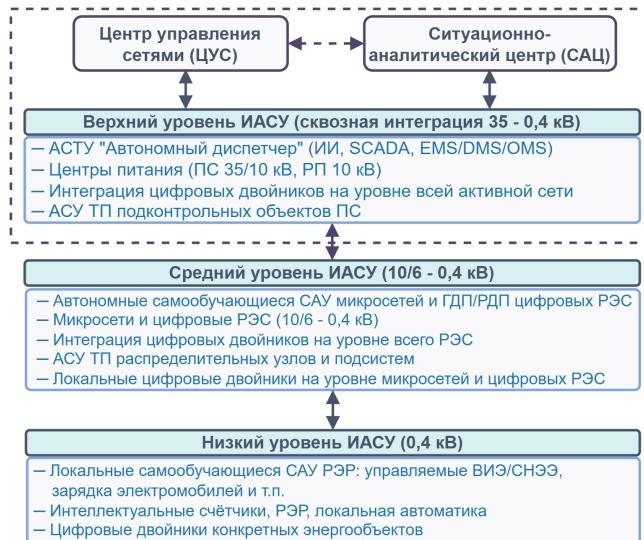


Рисунок 2 — Обобщённая структура предложенного подхода к синтезу иерархической ИАСУ для управления активными распределительными сетями (ГДП и РДП - городские и районные диспетчерские пункты).

Ключевой особенностью предлагаемого подхода является трехуровневая архитектура ИАСУ (рисунок 2), ориентированная на активные распределительные сети классов напряжений 35 кВ и ниже, включая: центры питания (подстанции (ПС) 35/10 кВ, распределительные пункты (РП) 10 кВ), распределительные сети (10/0,4 кВ, цифровые РЭС, микросети с распределённой генерацией (РГ)), низковольтные сети (0,4 кВ) с интеллектуальными приборами учёта и управляемыми РЭР. При этом на нижнем уровне 0,4 кВ реализованы функции локального и децентрализованного управления РЭР через самообучающиеся САУ, решающие как задачи первичного регулирования отдельных объектов, так и системные задачи вторичного регулирования параметров сети. На этом уровне процессы управления максимально автономны, человеческое вмешательство требуется лишь в аварийных и нештатных ситуациях.

Средний уровень объединяет автономные самообучающиеся САУ микросетей и автономные системы энергетического менеджмента (ГДП, РДП) для цифровых РЭС, способные функционировать как в составе активных распределительных сетей, так и в изолированном режиме. Интеграция ЦД микросетей и отдельных объектов позволяет реализовать мультиагентные сценарии, повысить адаптивность энергосистемы и обеспечить её устойчивость при высокой доле ВИЭ и РЭР. Венчает систему верхний уровень, где обеспечивается комплексное стратегическое и тактическое управление всей распределительной сетью. Основным

элементом здесь выступает АСТУ "Автономный диспетчер интеллектуальная система верхнего уровня, реализующая функции SCADA, АСКУЭ, EMS/DMS/OMS систем через принципы когнитивной автоматизации с минимальным участием человека-оператора. Предложенная модель АСТУ „Автономный диспетчер“ объединяет функции управления на всех уровнях: от полевых энергообъектов до координирующего уровня ЦУС; реализует принципы автономного управления через интеграцию ИИ и ЦД; сохраняет модульную архитектуру современных АСТУ, существенно расширяя их функциональные возможности. С внешними звенями — ЦУС и ситуационно-аналитический центр (САЦ) обеспечивается двусторонний обмен: ЦУС передаёт стратегические установки и получает отчёты, САЦ предоставляет аналитику, прогнозы, рекомендации для поддержки принимаемых решений.

Особое внимание в исследовании уделено разработке и применению ЦД режимов работы энергетических объектов, сочетающих точное физическое моделирование оборудования с поведенческими аспектами участников энергорынка. На технологическом уровне ЦД способен выполнять динамические электротехнические расчеты, тепловое моделирование оборудования, предиктивную диагностику технического состояния и т.п. Таким образом, глава 1 обосновывает необходимость и принципы перехода от традиционной к когнитивно-автономной парадигме управления распределительными сетями, формулирует научную проблему диссертации и описывает предложенную многоуровневую архитектуру ИАСУ как ответ на вызовы современной энергетической трансформации

Во второй главе проведён анализ современных методов ИИ и машинного обучения, а также адаптации „иерархической модели интеллекта“ (НИМ) для разработки автономных систем управления в современных электрических сетях. Выполненный в **параграфе 2.1** анализ метаисследований применения технологий ИИ в энергетической отрасли показывает, что начиная с 2000 года наблюдается резкий рост количества публикаций, посвященных различным направлениям исследований в области энергетики, в том числе задачам управления. Оценка показывает, что в ближайшие годы ожидается значительный рост инвестиций и внедрений систем на базе ИИ в энергетической отрасли, что может привести к улучшению энергоэффективности, оптимизации процессов современных энергосистем и созданию более автономных систем диагностики и управления. Проведенный обзор также выявил, что мультиагентные системы (МАС) обладают актуальными характеристиками для задач оперативного и противоаварийного управления режимами активных электрических сетей⁸. Это определяет перспективность агентно-ориентированного подхода

⁸Фишов А.Г., Осинцев А.А., Какоша Ю.В., Однабеков М.З. Активные распределительные электрические сети с децентрализованным мультиагентным управлением режимом. Ч.1 // Электричество. — 2022. — № 10. — С. 14-24.

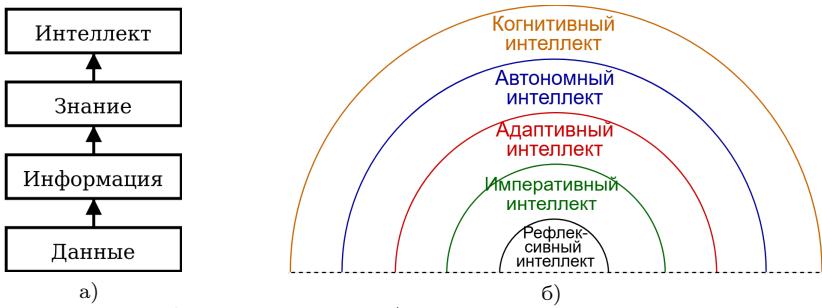


Рисунок 3 — Концепция АИИ на основе НИМ: а) когнитивные образования естественного интеллекта; б) общее представление НИМ.

для создания автономных систем управления нового поколения, способных обеспечить надежное функционирование энергосетей в условиях возрастающей сложности и неопределенности.

В параграфе 2.2 рассмотрена концепция автономного ИИ (АИИ), под которой понимается часть ИИ, позволяющая машинам выполнять задачи независимо от человека путём создания автономных агентов. В основе АИИ лежит интеллект, который может быть индуктивно сформирован только в строгой последовательности „данные → информация → знания“ (Рисунок 3, а). Для разработки автономных систем в этом параграфе предложена адаптация модели НИМ ⁹, объединяющие различные уровни интеллектуального поведения (Рисунок 3, б). На основе НИМ предложен подход к разработке автономных систем как вычислительной реализации АИИ, агрегированная послойно снизу вверх. В этом случае математическая модель автономной системы, AS может быть представлена как:

$$AS = \mathcal{R} @ | S \hookrightarrow e_{AS}^i [B_{AS}(i) | PM | B_{AS}(i) | PM \geq 4], \quad (1)$$

где \mathcal{R} – математическое исчисление для последовательности итеративных действий \hookrightarrow e_{AS}^i – внешние стимулы или триггерные события, PM – суффикс модели процесса, используемый для прогнозирования поведения процесса, B_{AS} – поведение автономной системы. Выражение (1) расширяет возможности системного интеллекта от простых форм (рефлексивного, императивного и адаптивного уровней) до более продвинутых: автономного и когнитивного.

Подчеркнуто, что использование концепции НИМ предлагает принципиально новый подход к организации систем управления, преодолевающий ключевые ограничения традиционных САУ. В отличие от классических систем с единым пространством состояний размерности $\mathcal{O}(e^N)$, где N – число

⁹On Autonomous Systems: From Reflexive, Imperative and Adaptive Intelligence to Autonomous and Cognitive Intelligence / Y. Wang [et al.] // IEEE 18th International Conference on Cognitive Informatics Cognitive Computing. - 2019. - Pp. 7-12.

узлов сети, НИМ обеспечивает экспоненциальное сокращение вычислительной сложности до $\mathcal{O}(k \cdot e^{N/k})$ за счет декомпозиции на k взаимосвязанных уровней. Отмечено, что фундаментальное преимущество НИМ проявляется в естественном согласовании мульти尺度ных процессов через параметр разделения временных шкал $\epsilon \sim 10^{-3}$, что формально описывается системой сингулярно возмущенных уравнений: $\frac{dx}{dt} = f(x, y)$, $\epsilon \frac{dy}{dt} = g(x, y)$, x — „медленные“ переменные (стратегические решения), y — „быстрые“ переменные (локальные режимы). При этом нижние (рефлексивные) уровни, работающие с минимальным шагом ~ 1 мс, обеспечивают мгновенную стабилизацию параметров сети, в то время как верхние (когнитивные) уровни, функционирующие с большей дискретностью, осуществляют стратегическое планирование режимов (Рисунок 3, б). Такая организация в контексте управления электрическими сетями способна одновременно учитывать как быстрые электромеханические переходы, так и медленные процессы износа оборудования, что отражено в предложенной иерархической ИАСУ (рисунок 2).

Важнейшей особенностью модифицированной НИМ является возможность обеспечения глобальной устойчивости, что обеспечивает высокую адаптацию к изменениям топологии сети без необходимости перенастройки параметров. При этом каждое решение НИМ может быть декомпозировано через „механизм внимания“ $\alpha_i = \exp(q^T k_i) / \sum \exp(q^T k_j)$, где q — текущее состояние системы, k_i , α_i — вектор ключа и вес важности i -го входного сигнала соответственно, что обеспечивает беспрецедентную для автономных систем интерпретируемость решений, позволяя точно определять вклад каждого уровня в конечное управляющее воздействие (УВ). По сравнению с традиционными адаптивными САУ, НИМ демонстрирует качественное превосходство по ключевым показателям: существенно сокращается время обучения моделей, а сложность вычислений снижается с $\mathcal{O}(N^3) \rightarrow \mathcal{O}(N \log N)$. Особенно значимо, что НИМ преобразует саму парадигму управления — от поиска оптимального регулятора к синтезу эмерджентного ИИ, где требуемые свойства возникают как результат межуровневого взаимодействия. Это открывает новые возможности для создания полноценных автономных систем, способных адаптироваться к непредсказуемым изменениям в сетях с высокой долей ВИЭ, где традиционные подходы достигают пределов своей применимости.

Также в параграфе 2.2. отмечено, что для реализации такого подхода к построению автономных систем необходимо использовать современные методы машинного обучения, общая идея которых, сводится к процессу обучения модели, в результате которого оптимизируются её параметры $\theta^* = \operatorname{argmin}_{\theta} L(y, f(x, \theta))$ на основе обучающих данных, где y , x — выходные и входные данные соответственно, $L(y, y') = f(y, y')$ — функция потерь, включающая y, y' — истинные и предсказанные значения. В этом контексте, последние исследования, представленные в параграфе 2.1, указывают на

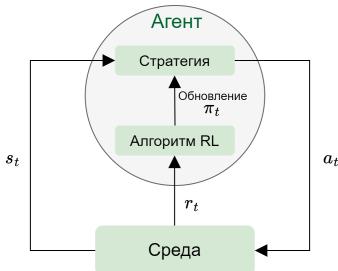


Рисунок 4 — Общая структура RL.

достижимость полноценного АИИ в рамках НИМ на основе методов RL, которые являются наиболее подходящими для создания полноценных автономных систем. В отличии от других методов машинного обучения, RL большую часть времени работает с целями непосредственно АИИ, т.е. созданием автономных агентов, который смогут самостоятельно производить эффективные действия в заданной среде.

В параграфе 2.3 рассмотрена проблема делегирования решений в области АИИ, которая в контексте применения автономных систем представляет собой сложную проблему, требующую баланса между квалификацией агента ИИ, согласованием интересов и обеспечением безопасности ¹⁰. Особенno это актуально для современной электроэнергетики, где ошибки автономных систем могут иметь катастрофические последствия, а значит требуется поэтапное делегирование полномочий с обязательным сохранением человеческого контроля над критически важными решениями.

Третья глава сфокусирована на детальном исследовании возможностей RL для разработки систем управления режимами электрических сетей на основе АИИ. В параграфе 3.1. даётся общая математическая постановка методов RL, которые рассматриваются как важная ветвь машинного обучения для создания автономных самообучающихся агентов, способных взаимодействовать с динамической средой, представленной как марковский процесс принятия решений (МППР) $\langle S, A, T, R \rangle$. При этом агент RL выбирает действия $a \in A$ в состояниях $s \in S$, и получает вознаграждения $R(s, a, s')$ (Рисунок 4). Цель агента заключается в максимизации суммы дисконтированных вознаграждений в течение времени для поиска оптимальной стратегии управления, π (политики, англ. „policy“), что, в общем виде, можно записать в виде выражения (2), согласно которому агент RL взаимодействует со средой методом „проб и ошибок“. В результате в процессе обучения он собирает данные и опыт, что устраняет необходимость в больших наборах маркированных статических данных и открывает широкий потенциал для разработки высокоавтономных систем управления.

$$\max_{\pi} \mathbb{E} \pi \left[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(s_t, a_t, s_{t+1}) \right], \quad (2)$$

где γ - коэффициент дисконтирования, а s_t и a_t - состояние и действие в момент времени t соответственно.

достижимость полноценного АИИ в рамках НИМ на основе методов RL, которые являются наиболее подходящими для создания полноценных автономных систем. В отличии от других методов машинного обучения, RL большую часть времени работает с целями непосредственно АИИ, т.е. созданием автономных агентов, который смогут самостоятельно производить эффективные действия в заданной среде.

В параграфе 2.3 рассмотрена проблема делегирования решений в области АИИ, которая в контексте применения автономных систем представляет собой сложную проблему, требующую баланса между квалификацией агента ИИ, согласованием интересов и обеспечением безопасности ¹⁰. Особенno это актуально для современной электроэнергетики, где ошибки автономных систем могут иметь катастрофические последствия, а значит требуется поэтапное делегирование полномочий с обязательным сохранением человеческого контроля над критически важными решениями.

Третья глава сфокусирована на детальном исследовании возможностей RL для разработки систем управления режимами электрических сетей на основе АИИ. В параграфе 3.1. даётся общая математическая постановка методов RL, которые рассматриваются как важная ветвь машинного обучения для создания автономных самообучающихся агентов, способных взаимодействовать с динамической средой, представленной как марковский процесс принятия решений (МППР) $\langle S, A, T, R \rangle$. При этом агент RL выбирает действия $a \in A$ в состояниях $s \in S$, и получает вознаграждения $R(s, a, s')$ (Рисунок 4). Цель агента заключается в максимизации суммы дисконтированных вознаграждений в течение времени для поиска оптимальной стратегии управления, π (политики, англ. „policy“), что, в общем виде, можно записать в виде выражения (2), согласно которому агент RL взаимодействует со средой методом „проб и ошибок“. В результате в процессе обучения он собирает данные и опыт, что устраняет необходимость в больших наборах маркированных статических данных и открывает широкий потенциал для разработки высокоавтономных систем управления.

¹⁰Candrian C., Scherer A. Rise of the machines: Delegating decisions to autonomous AI // Computers in Human Behavior. - 2022. - Т. 134. - Рр. 107308.

Установлено, что при разработке автономных систем управления выбор метода RL будет зависеть от подходов к разработке и самого объекта управления. В данном контексте, задача RL может быть поставлена в зависимости от знания точной динамики среды, что определяет два основных подхода: безмодельные методы RL и методы на основе модели RL. Безмодельные методы RL эффективно применяются в сложных и неструктурированных средах малой размерности, например, при управлении объектами ВИЭ, микрогридами и т.п. Методы RL, основанные на модели, оказываются более эффективными в случаях большого пространства состояний и действий, например, при управлении крупными энергорайонами.

Основой параграфа 3.1 стало выделение и описание методов RL, обладающих значительным потенциалом для разработки автономных систем управления в электроэнергетике, а именно: методы оптимизации стратегии с доверительной областью (англ. „Trust Region Policy Optimization“, TRPO), оптимизации проксимальной стратегии (англ. „Proximal Policy Optimization“, PPO), методы „актёр-критик“, методы Монте-Карло поиску в дереве (англ. „Monte-Carlo Tree Search, MCTS) и методы глубокого обучения с подкреплением (DRL). Показано, что эти методы RL обеспечивают эффективные стратегии обучения в высокодифференцированных задачах, способные адаптироваться к резкоизмененным условиям. В частности, показано, что TRPO и PPO позволяют быстро находить оптимальные стратегии управления, учитывая ограничения и требования безопасности, что достигается за счет использования специальной оценки "преимущества" действий \hat{A}_t и метода градиентного подъема, который обновляет параметры стратегии для максимизации ожидаемой суммы вознаграждений.

$$\hat{g} = \mathbb{E}_{\Theta} \left[\nabla_{\Theta} \pi_{\Theta}(a_t | s_t) \hat{A}_t \right], \quad (3)$$

где ∇_{Θ} – градиент по параметрам Θ стратегии; $\pi_{\Theta}(a_t | s_t)$ – вероятность выбора действия a_t в состоянии s_t при параметрах Θ стратегии.

Актёр-критические методы, в свою очередь, комбинируют в себе преимущества RL и обучения с учителем, обеспечивая стабильность и быструю сходимость обучения в непрерывных пространствах действий, таких как управление промышленными процессами и электростанциями. В этих методах взаимодействуют „актёр“, который выбирает действия, и „критик“, который оценивает эти действия, что математически выражается как:

$$\theta_{\text{новый}} = \theta_{\text{старый}} + \alpha \cdot \nabla_{\theta} J_{\text{критик}}(\theta) \cdot \nabla_a Q_{\text{актёр}}(s, a | \theta_{\text{старый}}), \quad (4)$$

где $\theta_{\text{новый}}, \theta_{\text{старый}}$ – новые и старые параметры актера соответственно; α – скорость обучения; $J_{\text{критик}}(\theta), \nabla_{\theta} J_{\text{критик}}(\theta)$ – функция потерь критика и её градиент, соответственно; $Q_{\text{актёр}}(s, a | \theta_{\text{старый}})$ – оценка значения действия a в состоянии s с помощью критика.

В свою очередь метод MCTS является мощным инструментом RL, который позволяет агенту обучаться и улучшать стратегию „на ходу“, используя моделирование Монте-Карло для накопления оценок стоимости, чтобы ориентироваться на наиболее выгодные траектории (действия) в дереве поиска при существенной неопределенности и большой размерности задачи.

$$U_{UCT}(s, a) = Q(s, a) / N(s, a) + C \cdot \sqrt{\ln(N(s)) / N(s, a)}, \quad (5)$$

где $U_{UCT}(s, a)$ – верхняя доверительная граница; $Q(s, a)$ – средняя оценка значения действия a в состоянии s ; $N(s, a)$ – количество посещений действия a в состоянии s ; $N(s)$ – количество посещений состояния s ; C – эмпирический параметр исследования. Выражение (5) позволяет реализовать подход, способный решить проблему „неинформированного поиска“, что открывает возможности для создания систем управления с полноценным машинным интеллектом, способных самостоятельно принимать высококачественные решения, повышая свою эффективность в процессе работы.

Выполненный в **параграфе 3.2** анализ указывает на то, что большинство успешных приложений в области автономных систем предполагают участие более чем одного агента, которые моделируются как многоагентные задачи RL известные как мультиагентное обучение с подкреплением (англ. „Multi-Agent Reinforcement Learning“, MARL). MARL представляет структуры обучаемых интеллектуальных агентов, построенных по принципам RL и взаимодействующих посредством механизмов теории игр. Обобщением МППР для многоагентного случая является игра Маркова, которая нацелена на достижения консенсуса в рамках совместной политики h с учётом политик каждого агента $h_i : X \times U_i \rightarrow [0, 1]$. В MARL вознаграждения агентов зависят от h : $R_i^h(x) = E \left\{ \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{i,k+1} \mid x_0 = x, h \right\}$. Такой подход даёт ряд преимуществ: более быстрое обучение, эффективность и масштабируемость за счёт обмена опытом между агентами и ввода новых агентов.

В параграфах 3.1 и 3.2 автором выполнена оценка потенциала выделенных методов RL на основе серии экспериментов в задачах оптимизации режимов работы изолированной микросети, интеллектуальной автоматизации систем регулирования напряжения в распределительной сети и совместной оптимизации режимов систем передачи и распределения энергии, включающих ВИЭ и РЭР. Выполненный в **параграфе 3.3** обзор исследований применения методов RL при управления нормальными и аварийными режимами распределительных сетей также показал их перспективность для синтеза автономных систем управления ¹¹. В итоге

¹¹Glavic M., Fonteneau R., Ernst D. Reinforcement Learning for Electric Power System Decision and Control: Past Considerations and Perspectives // IFAC PapersOnLine. - 2017. Т. 50, №.1. - Pp. 6918-6927.

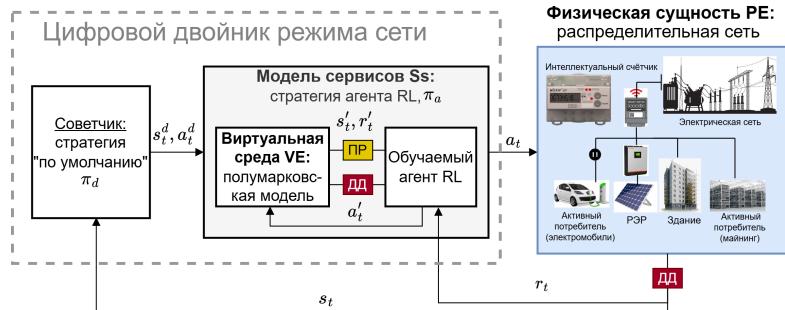


Рисунок 5 — Пятиуровневая архитектура ЦД энергетической системы на базе RL, где ДД - блок достоверизации данных ЦД, ПР - блок прогнозирования режимов.

выделенные в главе 3 методы RL стали основой для разработки автономных систем управления, представленных в главах 4-6 диссертации.

Четвертая глава посвящена разработке оригинального подхода к созданию ЦД энергетических объектов на базе RL. В главе всесторонне исследуется методология создания и практического применения такого подхода как ключевого элемента ИАСУ активными распределительными сетями. В **параграфе 4.1** рассмотрена текущая практика применения ЦД в электроэнергетике. Выделены перспективные задачи для применения технологии ЦД, в том числе в области функционирования автономных систем управления ¹². В **параграфе 4.2** рассмотрены требования к информационной обеспеченности и основные подходы к построению ЦД. Сделан вывод о фактическом отсутствии единого методического подхода к построению ЦД энергетических систем.

В **параграфе 4.3** разработана комплексная методология построения ЦД энергетических систем, основанная на пятиуровневой архитектуре (PE-VE-Ss-DD-CN) с интеграцией методов RL (рисунок 5). Математическая структура ЦД, в этом случае, представляется композицией:

$$\mathcal{D} = (PE, VE, Ss, DD, CN) = (\mathcal{P}, \mathcal{M}_{SMDP}, \pi_d, \pi_a) \quad (6)$$

Физическая сущность (PE) \mathcal{P} представляет собой реальную электрическую сеть, характеризуемую множеством подсистем $\{P_i\}_{i=1}^N$ и сенсорных устройств $\mathcal{S} = \{s_j\}_{j=1}^M$, фиксирующей вектор параметров $y_t = \{I_t, U_t, \text{cost}_t, T_t, \dots\} \in \mathbb{R}^d$ в дискретные моменты времени. Виртуальная среда (VE) реализована как полумарковский процесс принятия решений (ПМППР) $\mathcal{M}_{SMDP} = (S, A, P, R, F, \gamma)$ (англ. Semi-Markov Decision Process, SMDP) с пространством состояний $S = S_{PE} \times S_{env}$, где динамика системы описывается совместным распределением $P(s',|s,a) = P(s'|s,a) \cdot F_{ss'}^a()$,

¹²Mahmoud E. G., Darwish A., Hassanien A. E. The Future of Digital Twins for Autonomous Systems: Analysis and Opportunities // Digital Twins for Digital Transformation: Innovation in Industry. - Cham : Springer, 2022. – Pp. 187-200.

учитывающим временные характеристики переходов между состояниями. Ключевым элементом стала детализированная модель сервисов (S_s), где особое внимание уделено механизму достоверизации данных с адаптивной фильтрацией измерений и заменой аномалий статистически обоснованными оценками. Архитектура сочетает физическую сущность сети (РЕ) с ее виртуальным представлением (VE) в виде ПМППР, учитывающей временные характеристики переходов между состояниями через распределения $F_{ss'}^a$. Уникальной особенностью подхода является комбинированное обучение RL-агента, где стратегия π_a корректирует эталонные решения π_d на основе модифицированного правила Беллмана для ПМППР $\tilde{Q}(s,a) = \mathbb{E} \left[v(r) + \gamma^\tau \max_{a'} \tilde{Q}(s',a') | s, a \right]$, учитываяющего как верифицированные данные через оператор $v(r)$, так и комплексное вознаграждение $R(s,a,s')$, объединяющее технические, экономические и безопасностные критерии. Архитектура обеспечивает сквозной цикл „мониторинг-анализ-управление“ от первичных датчиков до стратегий автономного управления.

Предложенный метод сочетает несколько принципиально новых аспектов: во-первых, RL-агент одновременно взаимодействует как с физической сетью, так и с ее виртуальной ПМППР-моделью, что обеспечивает комбинирование реальных измерений с прогнозными возможностями имитационной среды; во-вторых, используется уникальный механизм стекинга, где базовые модели на основе алгоритма градиентного бустинга CatBoost и рекуррентных нейросетей с долгой краткосрочной памятью (LSTM) обучаются независимо, а их выходные данные становятся признаками для финальной метамодели, эффективно минимизируя ошибку прогнозирования за счет компенсации индивидуальных недостатков алгоритмов; в-третьих, ПМППР-модель служит „песочницей“ для безопасного обучения агента RL, учитывая реальные временные параметры переходов между состояниями. Такой комплексный подход обеспечивает устойчивое управление в условиях неопределенности, позволяя не только точно отражать текущее состояние энергетической системы, но и прогнозировать ее поведение при различных сценариях эксплуатации.

В параграфе 4.3 также сформулированы требования к цифровизации распределительных сетей 35-0,4 кВ, обеспечивающая поэтапное внедрение ЦД в зависимости от степени оснащенности инфраструктуры. Для достижения полноценного операционного ЦД (уровень III) необходимо развертывание синхронизированной измерительной системы с интеллектуальными терминалами (МЭК 61850), высокоскоростной коммуникационной инфраструктуры (волоконно-оптические линии, PLC, LoRaWAN) и распределенной вычислительной платформы. Таким образом предложенный подход к построению ЦД обеспечивает сбалансированное сочетание точности моделирования, экономической эффективности и масштабируемости от отдельных подстанций до цифровых РЭС.

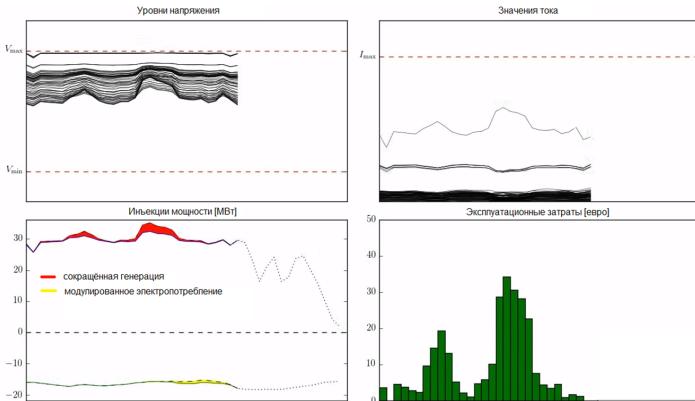


Рисунок 6 — Моделирование режима работы ЦД 110-6 кВ распределительной сети Академгородка в течении 48 суток с применением стратегии АУС.

Проведенные в параграфе 4.4 экспериментальные исследования демонстрируют эффективность предложенной технологии ЦД в сочетании с активным управлением сетью (АУС) (англ. „Active Network Management“) для решения проблем перегрузки и регулирования напряжения в распределительных сетях с высокой долей РЭР. На примере тестовой сети 132-33 кВ (UKGDS) и реальной сети 110-6 кВ энергорайона Академгородка (г. Иркутск) показано, что обученные RL-агенты способны находить оптимальные стратегии управления ($\hat{\pi}_{M_t}^*(s_t)$), модулируя генерацию ВИЭ и потребление гибких нагрузок для поддержания нормативного уровня напряжения (рисунок 6). При этом агенты RL обучались, в том числе, на массиве реальных данных АСКУЭ инженерного центра ИНЦ СО РАН, используя следующую функцию вознаграждения:

$$r(s_t, a_t, s_{t+1}) = - \sum_{g \in G} \max(0, \left(\frac{P_{g,t+1} - \bar{P}_{g,t+1}}{4} \right) c_g^{curr}(g_t + 1) - \sum_{d \in F} act_{d,t} c_d^{flex} - c_{loss}(g_t + 1) \sum_{n \in \mathcal{N}} \frac{P_{n,t+1}}{4} - c_{fuel}(g_t + 1) \sum_{n \in \mathcal{N}} \frac{P_{n,t+1}}{4} - \Phi(s_{t+1}), \quad (7)$$

где $c_{loss}(g_t + 1)$, $c_{fuel}(g_t + 1)$, $c_g^{curr}(g_t + 1)$ — цены за потери мощности, топливо и сокращение мощности ВИЭ соответственно, c_d^{flex} — стоимость активации гибких нагрузок; $P_{g,t}$ — кривая мощности РГ, Φ — штрафная функция за нарушение надёжности и потери в сети.

В параграфе 4.4 также предложен технический вариант реализации системы АУС, представляющий собой платформу управления и диспетчеризации в реальном времени с приложениями управления ограничениями и координации РЭР (рисунок 7). Платформа АУС может состоять из децентрализованных и централизованных компонентов, где последние, включая ЦД на базе функционала Power Hardware-in-the-Loop (PHIL), могут быть

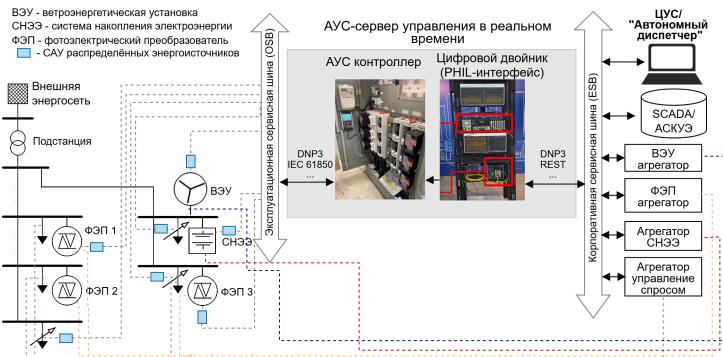
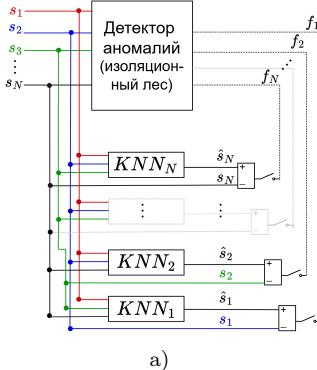


Рисунок 7 – Технические варианты реализации ЦД электрической сети в рамках подхода АУС для цифрового энергогорайона с РЭР.

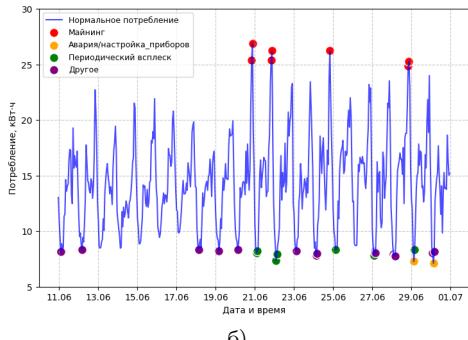
подключены к хосту приложения через кластер данных в реальном времени. Показано, что PHIL-реализация ЦД обеспечивает верификацию стратегий на реальном оборудовании, подтверждая их работоспособность в условиях стохастики режимов сети. Полученные результаты подтверждают перспективность использования ЦД для активного управления режимом распределительных сетей в условиях роста РЭР.

Экспериментальные исследования в параграфе 4.5 демонстрирует эффективность применения предложенной модели ЦД для предиктивной диагностики отказов в задаче идентификации аномалий электропотребления в цифровом РЭС. На примере анализа данных интеллектуальных счётов многоквартирных домов в Академгородке (г. Иркутск) подтверждена способность предложенной модели достоверизации данных на базе алгоритмов „изоляционного леса“ и k-ближайших соседей (рисунок 8а) достоверно выявлять критические события (аварии, факт майнинга и т.п.) (Рисунок 8б). В пятой главе предложена новая методология построения и функционирования самообучающихся САУ нижнего и среднего уровня в рамках модуля координации контроллеров РП и ТП предложенной ИАСУ. Центральное место в исследовании занимает анализ дуализма управления, при котором локальные САУ энергетических объектов цифровой РЭС (реклоузеров, энергопоутеров, микросетей, электророзправочных станций (ЭЗС), инверторов и т.п.) обладают способностью как к полностью автономному принятию решений, так и к координированному взаимодействию через центральный оптимизатор на уровне ЦУС.

В параграфе 5.1. проанализирована концепция адаптивной системы, которая считается „разумной“ в классе задач M , если для любых значений варьируемых и заранее неизвестных параметров $\xi \in M$ найдётся момент t_0 , такой, что для всех $t \gg t_0$ будет выполнено целевое условие и стратегия управления $\pi = \text{const}$ при $t \gg t_0$, что может означать, что было найдено „идеальное“ управление $u_t = U^n(\sigma_t, \xi)$. Поиск такого



а)



б)

Рисунок 8 — Предложенный метод достоверизации данных в ЦД: а) общая схема системы достоверизации на базе машинного обучения; б) результат выявления аномалий электропотребления для многоквартирного дома энергорайона Академгородок.

управления описывают соответствующие уравнения „мозга“, постановка которых была предложена В.А. Якубовичем. При этом считается, что „мозг“ такой адаптивной системы должен „сам“ найти нужное управление на основе поступающей сенсорной информации. В параграфе 5.1 предложена концепция синтеза нового класса самообучающихся САУ, применимых в активных распределительных сетях, развивающая теорию адаптивных систем через интеграцию методов RL с классическими принципами построения „разумных“ систем управления В.А. Якубовича. В отличие от известных адаптивных систем, требующих априорной информации о параметрах объекта, предлагаемое решение обеспечивает автоматизированный поиск оптимального управления в условиях неопределенности за счет реализации принципа самообучения через модифицированные уравнения „мозга“, что особенно актуально для задач управления активными сетями с их высокой изменчивостью и сложной динамикой.

Математически концепция самообучающая САУ может быть описана в следующем образом. Пусть $u(t)$ – управляющий сигнал, $y(t)$, $y_{ref}(t)$ – измеряемое и заданное значение переменной соответственно, $e(t)$ – ошибка управления, $s(t)$ – вектор состояния системы, $f(s(t), u(t))$ – динамика системы, $y(s(t))$ – функция измерения, $p(x)$ – функция распределения вероятности состояний. Тогда самообучающая САУ на базе RL может быть представлен в виде следующих выражений:

$$\begin{aligned}
 e(t) &= y_{ref}(t) - y(t), \\
 u(t) &= \pi(x(t)) = \arg \max_u J(s(t), u) \\
 J(x(t), u) &= \mathbb{E} \pi \left[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(s_t, u_t, s_{t+1}) \right], \\
 \frac{\partial J(x(t), u)}{\partial u} &= 0, \frac{\partial^2 J(x(t), u)}{\partial u^2} \geq 0,
 \end{aligned} \tag{8}$$

где $\pi(x(t))$ – это стратегия управления, которая определяет, какой управляющий сигнал должен быть выдан в ответ на текущее состояние системы; $J(x(t), u)$ – целевая функция (или функция вознаграждения агента RL). Важно заметить, что $J(x(t), u)$ в (8) является уравнением „мозга“, которое характеризует процесс обучения с поиском „идеального управления“.

На основе концепции (8) в последующих параграфах главы были предложены и апробированы несколько видов самообучающихся САУ для оптимального управления ВЭУ, системообразующими инверторами, а также ЭЗС электромобилей для целей автономного регулирования в условиях высокого уровня неопределенности внешних условий. Разработанные модели самообучающихся САУ имеют разные варианты задания уравнений „мозга“ $J(x(t), u)$ и используют различные методы RL для поиска „идеального“ управления. В **параграфе 5.2** предложена модель многомерной самообучающейся САУ для управления ВЭУ на основе метода TRPO, где задача управления была представлена как проблема регулирования углом наклона лопастей β и крутящего момента генератора T_g для поддержания максимальной мощности ВЭУ и ограничения выработки при больших скоростях ветра (Рисунок 9(а)). Уравнение „мозга“ для агента TRPO выражается функцией вознаграждения, которая подразумевает максимизацию выработки мощности ВЭУ и минимизацию тяги:

$$r_t = w_p P_{rate} - w_F F_{rate} - w_c a_{t_{sum}}^2, \quad (9)$$

где P_{rate} , F_{rate} – коэффициенты изменения выработки мощности и тяги соответственно; w_p , w_F , w_c – весовые коэффициенты; $a_{t_{sum}}$ – сумма УВ.

Для обучения агента САУ был разработан ЦД динамики ВЭУ на основе библиотек OpenAI Gym и CCBlade для расчета аэродинамических сил с использованием теории импульса элемента лопастей. Серия экспериментов предложенного многомерной самообучающейся САУ, проведенных, в том числе, с использованием модели ВЭУ Enercon E-126 EP3 4,0 МВт для ветровых условий реального ветропарка в Валенсии (Ирландия) (Рисунок 9(б)), показала, что предложенная модель самообучающейся САУ самостоятельно находит оптимальную стратегию π_θ в стохастически изменяющихся ветровых условиях. В частности, при малых скоростях ветра предложенная САУ увеличивает момент генератора, а при дальнейшем увеличении скорости ветра изменяет общий угол наклона лопасти для стабилизации скорости вращения ротора и тяги.

В **параграфе 5.3** на базе подхода MARL была предложена мультиагентная самообучающаяся САУ системообразующих инверторов для распределенного вторичного управления напряжением в активных сетях с высоким уровнем ВИЭ. Такая САУ реализует управление по статизму, когда амплитуды напряжения V_i инверторов изменяются в зависимости от отклонений измеренной реактивной мощности Q_i^m от заданных установок Q_i^d : $v_{o,mag,i} = V_{ni} - n_{Qi}(Q_i^m - Q_i^d)$, где $v_{o,mag,i}$ – управляющий сигнал

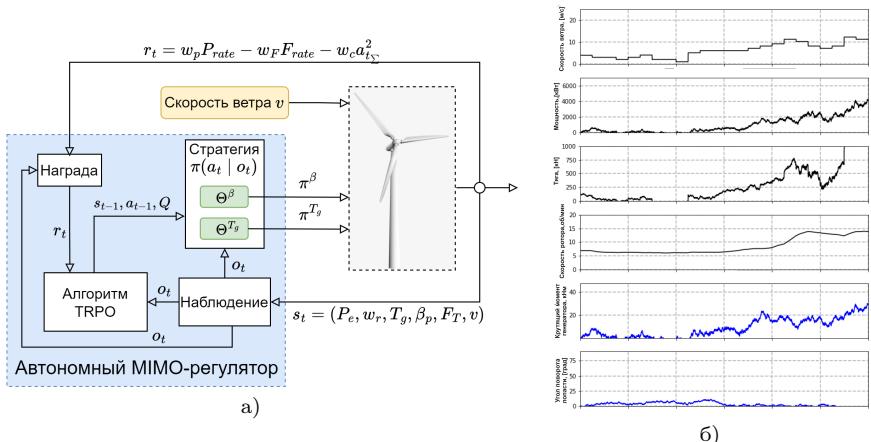


Рисунок 9 — Многомерная самообучающиеся САУ для управления ВЭУ на базе TRPO и результаты его испытаний: а) схема предложенной многомерной самообучающейся САУ ВЭУ; б) графики многомерной самообучающейся САУ для Enercon E-126 EP3 4,0 МВт.

для амплитуды напряжения V_i , n_{Qi} — коэффициенты статизма по реактивной мощности. Мультиагентный САУ использует централизованную схему обучения агентов с децентрализованным исполнением, где каждый агент имеет свои собственные актёр-критические нейросети, и их стратегия обновляется независимо, что повышает скорость сходимости решения (Рисунок 10). При этом информация от соседних агентов (инверторов) $h_{i,t}$ используется для повышения эффективности обучения. УВ для каждого агента-инвертора — это уставки вторичного управления напряжением V_n , которая представляет 10 дискретных УВ, равномерно распределенных между 1,02 и 1,12 о.е., т.е. $a = v_{n1} \times v_{n2} \times \dots \times v_{nN}$. Целью мультиагентного САУ является максимизация общего глобального вознаграждения $R_{i,t} = \sum_{k=0}^T \gamma^k \sum_{j \in v} \alpha(d_{i,j}) r_{i,t+k}$, где $\alpha(d_{i,j}) \in [0,1]$ — пространственная функция дисконтирования, $d_{i,j}$ — расстояние между агентом i и j , $r_{i,t}$ — вознаграждение агента i на временном шаге t , рассчитываемая как:

$$r_{i,t} = \begin{cases} 0,05 - |1 - v_i|, & \text{если } v_i \in [0,95, 1,05], \\ -|1 - v_i| & \text{если } v_i \in [0,8, 0,95] \cup [1,05, 1,25], \\ -10, & \text{в противном случае.} \end{cases} \quad (10)$$

где v_i — напряжение в узле подключения инвертора.

При этом глобальная цель агентов САУ при вторичном управлении — уменьшить отклонения напряжения электрической сети от их номинальных значений, вызванные первичным управлением. Как показали исследования предложенная мультиагентная САУ эффективно регулирует напряжение при случайных колебаниях нагрузки для сети с высоким уровнем ВИЭ, подключенных через инверторы (Рисунок 11). Из сравнения рисунка 11г и 11д, видно, что ожидаемо вторичное QU регулирование

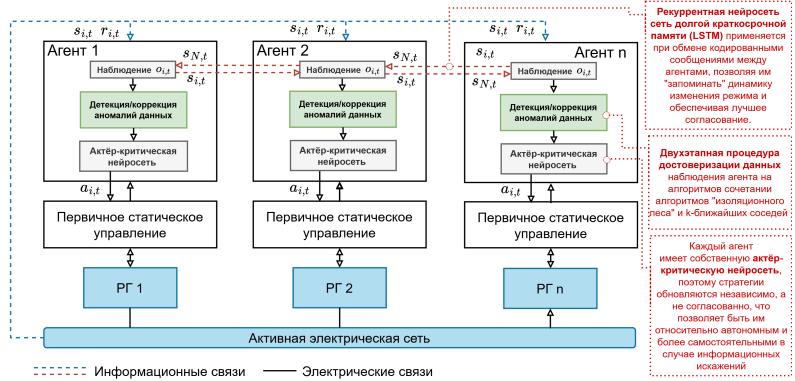
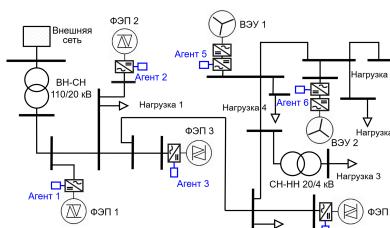
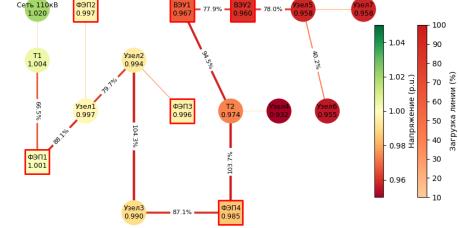


Рисунок 10 — Схема синтеза мультиагентной самообучающейся САУ на базе метода „актёр-критика“.

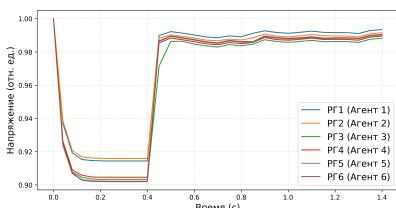
на базе мультиагентного САУ приводит не только к стабилизации напряжения в узлах (с 0,91 до 0,97 отн. ед.), но и снижению токовой перегрузки линий схемы (на 20-40 %) (таблица 1).



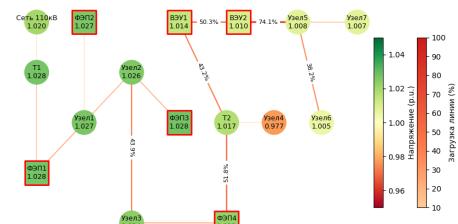
а) энергорайон с РЭР на базе схемы IEEE34



г) утяжелённый режим (без САУ инверторов)



б) изменение напряжения при тестировании мультиагентного САУ инверторов



д) утяжелённый режим (с САУ инверторов)

Рисунок 11 — Результаты тестирования мультиагентной самообучающейся САУ на базе метода „актёр-критика“ для схемы активной распределительной сети с РГ.

В параграфе 5.4 разработана самообучающейся САУ на базе алгоритма MCTS, целями которого является гибкая зарядка электромобилей

Таблица 1 — Результаты квазидинамического моделирования режима работы энергорайона с РЭР при разных сценариях управления.

Параметр	Без контроля	С контролем САУ	Разница
Напряжение U_{min} , отн.ед.	0,9116	0,9773	+0,0457
Загрузка линий P_{max} , %	104,2692	74,0812	-30,1880
Потери мощности, МВт	0,3801	0,1013	-0,2788

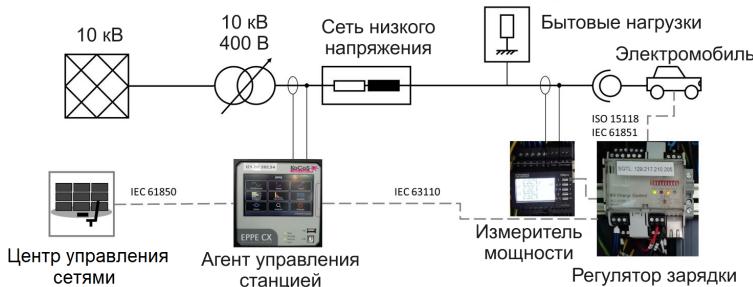


Рисунок 12 — Конфигурация для управления зарядкой электромобилями с использованием агента управления станцией на основе алгоритма MCTS.

с учётом интересов активных потребителей и минимизация потребности в невозобновляемых источниках электроэнергии (Рисунок 12). Применение онлайн-подхода к обучению агента на основе MCTS позволяет решить проблему масштабируемости САУ, когда уровень электромобилей и активных потребителей в электрической сети может постоянно изменяться. При постоянном изменении динамика среды агент MCTS способен обучаться „на ходу“, постоянно корректируя свою стратегию управления. Функция вознаграждения моделируется с использованием текущего уровня ВИЭ r , сумм текущего c и максимального C зарядов в каждом электромобиле а также времени t :

$$R_t(s,a) = \lambda r - \sum_{i=1:n} \exp((C - c_i)/C). \quad (11)$$

Первая часть (11) определяет штраф за снижение уровня использования ВИЭ. Вторая – штрафы, основанные на уровне окончательного заряда каждого электромобиля. Относительный вес двух компонентов определяется λ . Эксперименты показали, что с уменьшением λ предложенной САУ способен адаптировать свою стратегию автономных ЭЗС от максимизации личных предпочтений владельцев электромобилей (максимальная зарядка всех электромобилей, $\lambda = 0,1$) до поддержания высокого уровня ВИЭ в сети $\lambda = 50$ (Рисунок 13).

Шестая глава представляет собой системное изложение концепции автономного управления цифровыми распределительными сетями, объединяющее теоретические разработки предыдущих глав в целостную методологию построения и внедрения ИАСУ, общая концепция которой

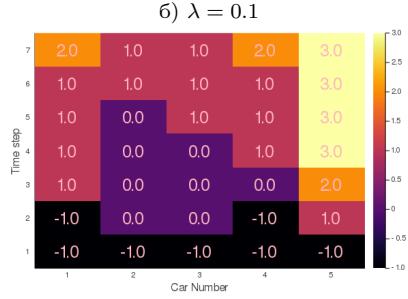
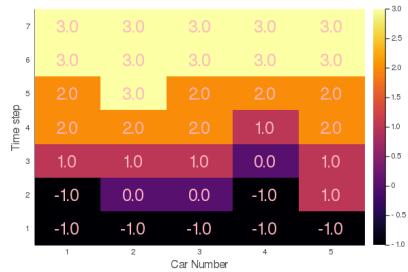
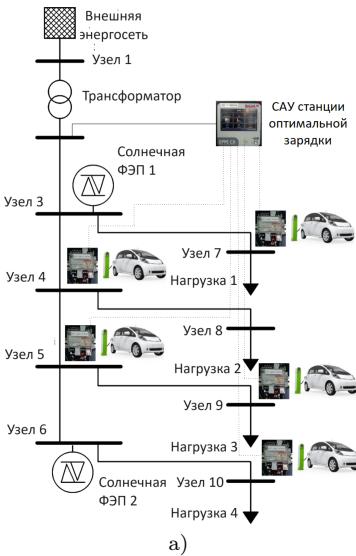


Рисунок 13 — Район активной электрической сети с фотоэлектрическими преобразователями (ФЭП), электромобилями и их САУ ЭЗС (а), а также тепловые карты стратегии оптимальной зарядки для 5-ти ЭЗС на основе МCTS с разными λ (б), где цвет блока – заряд электромобиля на временном шаге, черный – электромобиль еще не прибыл.

была сформулирована в Главе 1. Данная глава отражает переход от научно-исследовательских задач к практической реализации в условиях реальных электросетевых объектов в условиях цифровизации РЭС. В главе представлена комплексная концепция построения автономных диспетчерских систем для цифровых РЭС 35-0,4 кВ, объединяющая методологические, технологические и практические аспекты.

В параграфе 6.1 проведён анализ энергетических сообществ (ЭСО) как ключевого элемента цифровой трансформации городских и изолированных энергорайонов. Отмечено, что ЭСО представляют собой перспективную модель интеграции РЭР, позволяющую потребителям становиться активными участниками энергорынка (просьюмерами). В основе таких сообществ лежит принцип совместного подхода к удовлетворению энергетических потребностей посредством коллективного самопотребления и агрегированного режима согласования спроса и предложения. Особое внимание уделено их роли в РФ, где они могут стать эффективным решением развития проектов цифровых РЭС в городской среде и изолированных энергорайонов для зон децентрализованного электроснабжения, где ЭСО способны обеспечить: существенное повышение надёжности и эффективности энергоснабжения, сокращение эксплуатационных затрат (в



Рисунок 14 — Модифицированная методология построения цифровой РЭС на базе принципов когнитивной автоматизации и автономного ИИ.

том числе снизить зависимость от дорогого привозного топлива), создание новую социально-экономическую модель, где потребители становятся активными участниками энергорынка.

В параграфе 6.1 также предложена модифицированная методология поэтапной трансформации цифровых РЭС, завершающим этапом которой является создание ЭСО с реализацией локальных рынков и развертыванием интеллектуальной автономной системы управления на уровне ЦУС (рисунок 14). В рамках реализации ИАСУ для цифровых активных распределительных сетей 35–0,4 кВ предлагается поэтапный переход от традиционного диспетчерского управления к когнитивной автоматизации с минимальным участием человека. Предложенная архитектура обеспечивает сквозное управление всеми элементами сети – от полевых устройств до функций ЦУС, с реализацией принципов когнитивной автоматизации, где ИИ принимает до 90% оперативных решений. Акцентировано, что такой подход позволяет перейти к новой модели энергообеспечения, сочетающей экономическую выгоду, повышенные показатели надёжности, технологическую автономность и экологичность.

Ключевым элементом исследования в главе и финальным этапом развертывания верхнего уровня ИАСУ, согласно рисунку 14 выступает разработанная в параграфе 6.2 интеллектуальная система „Автономный диспетчер“, представляющая собой качественный скачок в управлении активными распределительными сетями 35–0,4 кВ, объединяя когнитивную автоматизацию, цифровые двойники и мультиагентные алгоритмы для сквозного интеллектуального управления (Рисунок 15). Её трехблочная архитектура (когнитивный блок, блок принятия решений и блок управления) обеспечивает автономное выполнение задач – от локально-го регулирования микросетей до стратегической оптимизации режимов на уровне ЦУС, включая организацию локальных энергорынков. Ключевое



Рисунок 15 — Архитектурная схема предложенной интеллектуальной системы управления „Автономный диспетчер“.

отличие от традиционных АСТУ — способность гармонизировать технические и экономические цели участников (сетевых компаний, традиционных потребителей и активных потребителей ЭСО) через адаптивные механизмы методов RL, что повышает скорость реагирования (ориентировочно до 50–100 мс для критических событий), точность прогнозирования режимов (92–96%) и высокий уровень надежности (снижение SAIDI на 25–30%). Реализация функций энергетрэйдинга и делегированной автономии делает систему универсальным инструментом для цифровых РЭС в условиях высокой доли РГ, сохраняя баланс между автономностью и контролем со стороны диспетчера.

В последующих параграфах детально рассматриваются практические аспекты реализации предложенной АСТУ "Автономный диспетчер" для трех принципиально различных типов цифровых энергорайонов, демонстрируя универсальность и масштабируемость разработанной методологии. В **параграфе 6.3** предложена и протестирована инновационная архитектура модуля функций ЭСО в составе АСТУ „Автономный диспетчер“, обеспечивающая оптимальное управление городскими и изолированными микроэнергетическими системами, объединённых в ЭСО, с реализацией локального „справедливого“ рынка электроэнергии посредством технологии блокчейна (рисунок 16, а).

В основе модели модифицированный метод двухуровневого программирования, реализующий взаимодействие локальных автономных САУ микросетей на базе алгоритма MCTS для достижения коллективных целей ЭСО. Ключевое отличие от существующих решений заключается в интеграции когнитивных функций управления (на основе ЦД и системы ценностей участников) с механизмами рыночной координации на блокчейн-платформе. Нижний уровень, реализуемый модулем EMS/DMS,

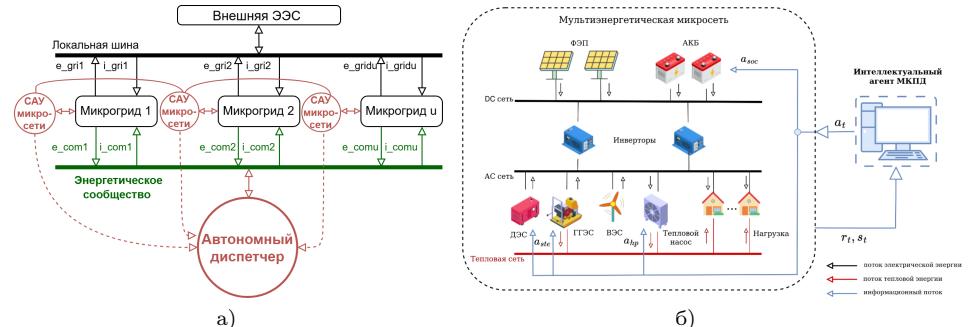


Рисунок 16 — Реализация „Автономного диспетчера“ для управления ЭСО микросетей с локальным рынком: а) схематическое представление структуры ЭСО и управление ими; б) общий принцип синтеза самообучающейся САУ микросетей на базе MCTS.

обеспечивает локальную оптимизацию режимов работы микросетей с использованием самообучающихся САУ на основе MCTS, учитывающих технико-экономические и экологические критерии. Для решения задачи агенты нижнего уровня в итоге нацелены на максимизацию благосостояния ЭСО через максимизацию прибыли микросетей J^* (рисунок 16, б), что задаётся следующей целевой функцией:

$$\begin{aligned}
 J^* = - \sum_{u \in U} \sum_{t \in T} \left(\sum_{d \in D_u^{she}} \pi_{d,t}^{she} C_{d,t}^{she} \Delta_T a_{d,t}^{she} + \sum_{d \in D_u^{CO2}} \pi_{d,t}^{CO2} P_{d,t}^{CO2} \Delta_T a_{d,t}^{CO2} + \right. \\
 \left. \sum_{d \in D_u^{CO2}} \pi_{d,t}^{RES} P_{d,t}^{RES} \Delta_T a_{d,t}^{RES} + \sum_{d \in D_u^{she}} \pi_{d,t}^{ste} P_{d,t}^{ste} \Delta_T a_{d,t}^{ste} + \pi_t^{egr} e_{u,t}^{gr} + \pi_t^{igr} i_{u,t}^{gr} + \right. \\
 \left. \gamma^{com} (e_{u,t}^{com} + i_{u,t}^{com}) + \sum_{d \in D_u^{sto}} \gamma_d^{sto} \Delta_T \left(\bar{P}_d \eta_d^{cha} a_d^{cha} + \frac{P_d}{\eta_d^{dis}} a_d^{dis} \right) \right) - \pi^{peak} \bar{p}, \quad (12)
 \end{aligned}$$

где $\pi_{d,t}^{she}$, $\pi_{d,t}^{CO2}$, $\pi_{d,t}^{RES}$, $\pi_{d,t}^{ste}$ и $P_{d,t}^{RES}$, $P_{d,t}^{CO2}$, $P_{d,t}^{ste}$ - стоимости и мощности отключения нагрузки, выбросов O_2 стоимость производства энергии топливными и ВИЭ генераторами соответственно; π_t^{egr} , π_t^{igr} - цена электроэнергии на экспорт и импорт; γ^{com} - плата „Автономному диспетчеру“; $C_{d,t}^{she}$ - отключаемая нагрузка; \bar{P}_d , P_d - максимальный уровень зарядки/разрядки АКБ; π^{peak} - штраф за пиковую мощность; \bar{p} - пиковая мощность микросети; u – индекс микросети ЭСО.

Верхний уровень (модуль ЭСО) гарантирует Парето-оптимальное распределение доходов между участниками сообщества через механизм сравнения индивидуальных и коллективных выгод $J_{u,opt} \geq J_{u,opt}^{SU} + \alpha$, где $J_{u,opt}^{SU}$ – максимальная прибыль, которую микросеть могла бы получить за временной горизонт, не вступая в ЭСО, $\alpha \geq 0$ – резервная переменная, которую нужно максимизировать, что соответствует максимизации условия $\min (J_{u,opt} - J_{u,opt}^{SU})$, т.е. минимального увеличения прибыли, достигнутое

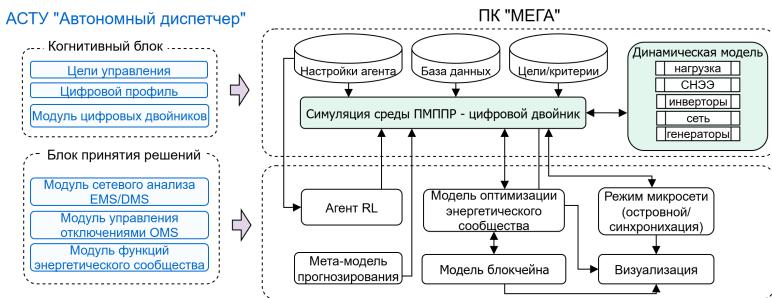


Рисунок 17 – Общая структура программного комплекса “МЕГА” для многокровневого управления микросетями и энергорайонами с РЭР.

всеми участниками ЭСО. Такой подход принципиально повышает устойчивость кооперации в ЭСО.

На основе описанного подхода разработан программный комплекс „МЕГА“ (рисунок 17), который на языке Python реализует предложенную версию АСТУ „Автономный диспетчер“ для многоуровневого моделирования и оптимального управления активными микроэнергетическими системами, работающими как отдельно, так и в составе ЭСО. Апробация отдельных модулей предложенной модели АСТУ „Автономного диспетчера“ на базе ПК „МЕГА“ была выполнена как для экспериментальной гибридной микросети ИСЭМ СО РАН (рисунок 18), так и на примере реальных микроэнергетических систем Бурятии и Приморского края с оценкой достижимых экономических и экологических эффектов при перспективном развитии этих систем в структуре ЭСО (рисунок 19).

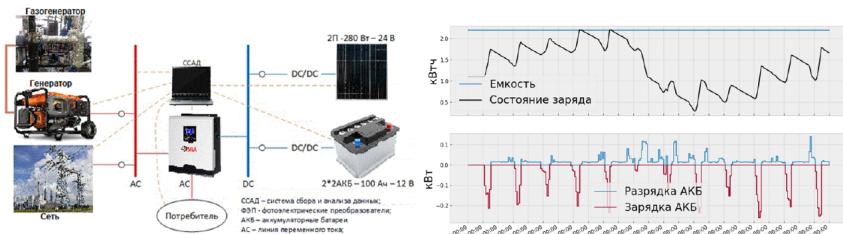
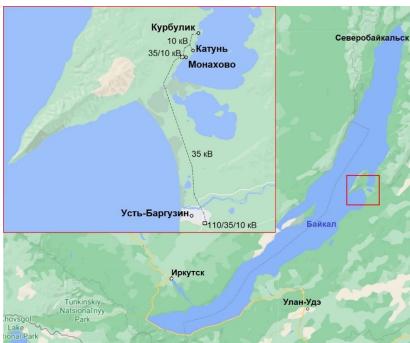
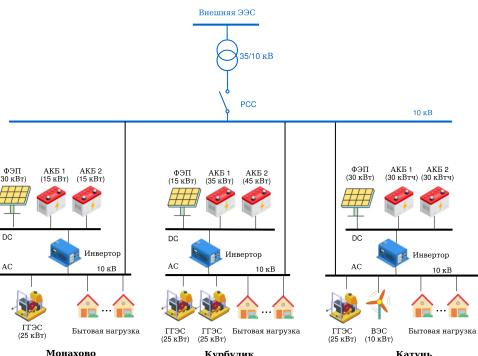


Рисунок 18 — Структура гибридной микросети ИСЭМ СО РАН и результаты управления ей аккумуляторными батареями (АКБ) с использованием САУ микросети

В итоге модель в рамках „Автономного диспетчера“ позволила достичнуть для рассмотренных микросетей поселений снижения показателя нормативной стоимости на электроэнергию (LCOE) на 20 - 60% (Рисунок 20,а) за счёт синергетического эффекта при агрегации микросетей поселений в ЭСО с реализацией функции автоматизированной торговли электроэнергией между её участниками с использованием блокчейна



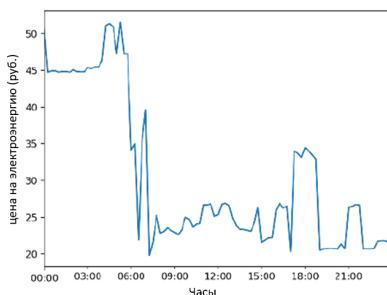
а)



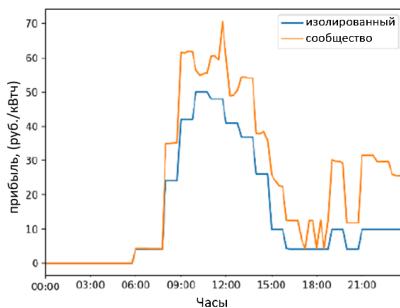
б)

Рисунок 19 — Проект сообщества микросетей в Баргузинском районе (Бурятия) для трёх посёлков туристической зоны Байкала: а) месторасположение изолированных посёлков; б) конфигурация ЭСО, где ГГЭС - газогенератор, ВЭС - ветростанция.

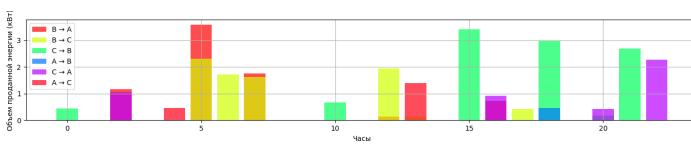
(Рисунки 20,в). Интеграция когнитивных функций и динамического тарифообразования позволяет системе адаптироваться к изменениям спроса и генерации, сохраняя баланс между индивидуальными интересами участников и коллективной выгодой ЭСО.



а)



б)



в)

Рисунок 20 — Результаты работы в ЭСО для пос. Катунь: а) цена на электроэнергию в ЭСО при обмене мощностью (руб./кВтч); б) прибыль микросети по сравнению со сценарием изолированной работы (руб.); в) объёмы энерготрейдинга между микросетями на базе технологии блокчейна.

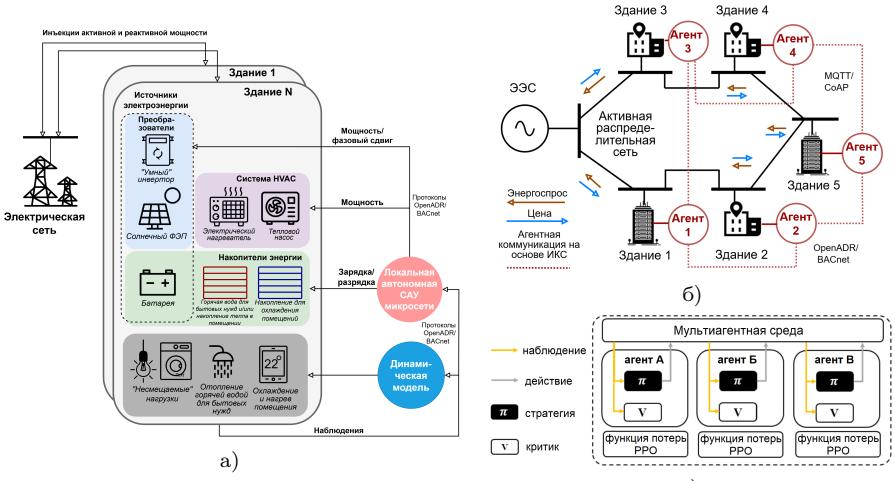
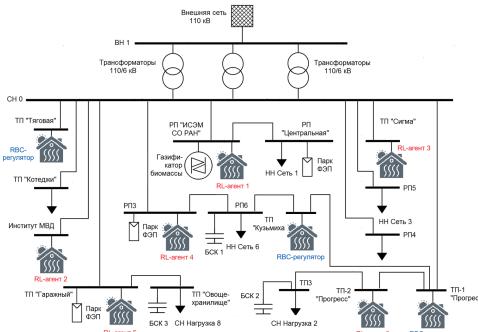


Рисунок 21 — Реализация ситуационного управления „Автономного диспетчера“ на основе MARL с привлечением технологии „интеграции зданий в сеть“: а) структура среды здания для обучения агента MAPPO, б) структура мультиагентного управления энергорайоном, в) общая блок-схема метода MAPPO.

В параграфе 6.4 разработана также модель оптимального управления цифровым РЭС в городской среде на базе АСТУ „Автономный диспетчер“ с реализацией сервиса „интеграции зданий в сеть“ (англ. „building-to-grid“, B2G) (Рисунок 21,а), сочетающего стратегическое управление через ЦД на уровне ЦУС, интеллектуальную координацию энергоэффективных зданий с помощью MARL-алгоритмов и автоматизированное управление полевыми устройствами зданий и сети (ФЭП, инверторы, СНЭЭ, тепловые накопители, и т.п.). В этом случае „Автономный диспетчер“ реализует функции распределённой координации самообучающихся САУ энергопотреблением зданий (англ. Building Management System, BMS) на базе мультиагентная версия метода PPO (MAPPO) (Рисунок 21,в) для достижения целей как активной распределительной сети (регулирование режима), так и энергоэффективных зданий (оптимизация электропотребления) (Рисунок 21,а), подключенных к ней.

Одной из основных целей структуры B2G является предоставление системных услуг регулирования режима для распределительной сети в нормальных и аварийных условиях. В нормальных режимах основная цель агентов MAPPO можно свести именно к задаче регулирования напряжения с учётом оптимизации потребления энергоэффективных зданий. В этом случае на уровне ЦУС „Автономного диспетчера“ для модели MAPPO используется функция вознаграждения агента

$$r_t^{normal} = - \sum_{i \in \mathcal{N}} (V_{i,t} - V)^2 + \eta \sum_{l \in \mathcal{L}} J_t^l, \quad (13)$$



a)

Рисунок 22 — Структура потенциального цифрового РЭС на базе энергорайона Академгородок, г. Иркутск в формате городского ЭСО: а) схема энергорайона с энергоэффективными зданиями; б) погодозависимая автоматика отопления и гибридная микросеть здания ИСЭМ СО РАН (РП „ИСЭМ СО РАН“).

основанная на отклонении напряжения ($V_{i,t} - V$) и оптимизации целевого функционала здания J_t^l , включающего различные метрики для электропотребления, теплового комфорта и выбросов загрязняющих газов.

При переходе цифровой РЭС в аварийный режим система автоматически активирует протоколы: перераспределение нагрузки с учетом категорий надежности и минимизацию индекса надежности SAIDI. Система нацелена на стабилизацию режимов работы сети за счет адаптивного перераспределения нагрузки с учётом динамики топологии $\mathcal{G}_t = (V, E_t)$. Функция вознаграждения агентов:

$$r_t^{emergency} = -w_1 SAIDI_t - w_2 |V_t - V|^2 + w_3 C(a_t^i), \quad (14)$$

где первый член отвечает за качество энергоснабжения, второй - за стабильность напряжения, а третий поощряет согласованные УВ агентов. Особое внимание уделяется управлению в послеаварийных режимах, когда при возникновении повреждения в момент t_a сначала определяется зона влияния $\mathcal{Z} = \{v \in V | d(v, e_{\text{аварийная}}) \leq d_{\text{макс}}\}$. При этом для критически важных объектов энергорайона применяется модифицированный координационный протокол взаимодействия агентов, согласно которому потребители 1-ой категории получают приоритет в электроснабжении через специальную ϵ -стратегию, которая минимизирует вероятность их отключения.

Практическая реализация на примере потенциального сценария формирования цифрового РЭС в формате ЭСО на базе энергорайона Академгородка г. Иркутска (рисунок 22), включающего в качестве электрических и тепловых потребителей различные типы зданий, подтвердила способность системы обеспечивать двустороннее взаимодействие между

б)

Таблица 2 – Сравнение эффективности мультиагентного (МАПРО) и централизованного базового (RBC) управления спросом зданий городского энергорайона

Показатели функции J_t^l	МАПРО			RBC		
	Здание 1	Здание 2	Район	Здание 1	Здание 2	Район
Общее электропотребление	0,963	0,994	0,978	1,995	1,963	1,904
Выбросы CO ₂	0,954	0,976	0,964	1,998	1,878	1,841
Ежедневный пик нагрузки	–	–	0,949	–	–	1,179
Недоотпуск энергии	0,632	0,649	0,626	0,781	0,759	0,750
Доля дискомфорта	0,498	0,466	0,414	0,975	0,907	0,946
Нулевой энергобаланс	0,979	0,997	0,984	2,059	1,994	1,942



Рисунок 23 – Результаты регулирования напряжения в сети энергорайона для шины 11 (ТП2 „Прогресс“) в нормальном и послеварийном режимах при различных вариантах управления

зданиями и сетевой инфраструктурой: в нормальных режимах достигается улучшение качества электроэнергии (снижение отклонений напряжения до 30%), в аварийных ситуациях - сокращение времени восстановления (уменьшение индекса SAIDI на 25-50%) за счет адаптивного перераспределения нагрузки с учетом приоритетов потребителей. Мультиагентное управление (МАПРО) спросом зданий на базе „Автономного диспетчера“ позволило сократить электропотребление, выбросы CO в энергорайоне почти вдвое (0,98 против 1,90 и 0,96 против 1,84 соответственно); на 30% снизить недоотпуск электроэнергии при отказах (0,41 против 0,95); а также повысить автономность энергорайона - вдвое снижен нулевой энергобаланс зданий (0,984 против 1,942) (таблица 2). Сравнение было выполнено с централизованным сценарием управления, когда на 100% используются упрощенные САУ на основе правил (англ. „Rule based-controller“, (RBC)).

На примере регулирования напряжения на шине 11 (ТП 2 „Прогресс“) в нормальных и послеварийных режимах агенты RL показывают лучшее качество управления по сравнению в централизованным базовым (Рисунок 23). Количество наблюдаемых напряжений выше 1,03 и 1,04 отн.ед. а также напряжения ниже 0,97 и 0,96 отн.ед. при управлении в нормальных режимах суммированы в таблице 3. При этом при использовании “Автономного диспетчера“ значительно снижает перенапряжения (примерно

Таблица 3 – Количество случаев повышенного /пониженного напряжения для различных способов управления нормальными режимами городского энергорайона в период тестирования.

Диапазоны	Базовое управление	Мультиагентное МАРРО	% снижения
$v_i^t > 1,04$	812	531	34
$v_i^t > 1,03$	6351	6156	3,2
$v_i^t < 0,97$	2867	2804	2,2
$v_i^t < 0,96$	1035	1018	1,6

на 34%), близкие к границам по режимной надёжности ($v_i^t > 1,04$). Аналогичные эксперименты для управления в послеаварийных режимах при отказах линий и возмущениях показали, в свою очередь, снижение уровня пониженных напряжений ($v_i^t < 0,95$) на 65% при использовании модуля „Автономного диспетчера“. В итоге ключевым преимуществом предложенного решения на основе B2G является контекстно-зависимое управление, автоматически переключающее стратегии работы между нормальными и послеаварийными режимами, что позволяет одновременно оптимизировать энергопотребление зданий (снижение на 15-55%) и поддерживать стабильность сети энергорайона, создавая тем самым основу для развития активных распределительных систем нового поколения.

В параграфе 6.5 предложена адаптация технологии "Автономного диспетчера" для энергоснабжения надпланетных космических баз демонстрирует универсальность предложенного подхода, обеспечивая надежное управление изолированными энергосистемами в экстремальных условиях. Система в этом случае успешно решает три ключевые задачи: (1) координацию разнородных источников генерации (ядерные реакторы, солнечные ФЭП, СНЭЭ) с учетом их специфических характеристик и ограничений, (2) поддержание стабильного энергобаланса при переменной нагрузке и внешних воздействиях (пылевые бури, температурные перепады), (3) приоритезацию критически важных систем жизнеобеспечения, что отражено в разработанной функции вознаграждения агента РРО для виртуальной модели ЦД надпланетной станции.

$$R(s, a, s') = \lambda_1 \frac{P_{\text{ген}} - P_{\text{потр}}}{P_{\text{ном}}} - \lambda_2 \max(0, SOC_{\text{крит}} - SOC) - \lambda_3 \phi_{\text{бури}} + \lambda_4 \mathbb{I}_{0,9 \leq \eta \leq 1,1} - \lambda_5 n_{\text{отк}} + \lambda_6 \frac{T_{\text{опт}} - |T - T_{\text{опт}}|}{T_{\text{опт}}}, \quad (15)$$

где $P_{\text{ген}}$ - суммарная мощность генерации от ядерных реакторов, солнечных ФЭП и СНЭЭ; $P_{\text{потр}}$, $P_{\text{ном}}$ - текущее и номинальное энергопотребление станции; SOC , $SOC_{\text{крит}}$ - текущий уровень и критический порог заряда СНЭЭ; $\phi_{\text{бури}}$ - бинарный индикатор пылевой бури; $\eta = P_{\text{ген}}/P_{\text{потр}}$ - коэффициент загрузки системы; $\mathbb{I}_{0,9 \leq \eta \leq 1,1}$ - индикаторная функция стабильного режима работы; $n_{\text{отк}}$ - количество отказов оборудования; T , $T_{\text{опт}}$ - текущая и оптимальная температура энергооборудования; коэффициенты λ регулируют вклад каждого компонента с адаптацией по времени.

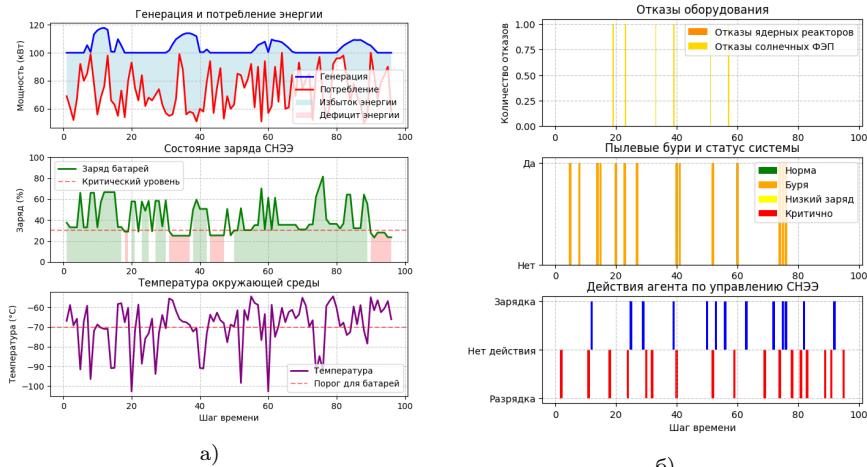


Рисунок 24 — Тестовые испытания системы “Автономный диспетчер” для управления энергообеспечением надпланетной базы на Марсе: а) результаты тестирования автономного управления энергообеспечением; б) отказы энергооборудования, статус системы и УВ агента РРО по управлению СНЭЭ.

Практическое моделирование проекта марсианской базы подтвердило эффективность решения: достигнута доступность энергоснабжения 98,97% при оптимальном уровне заряда СНЭЭ (70,9%) и минимальном количестве отказов оборудования (MTBF = 3,4 шага). Полученные результаты подтверждают перспективность использования „Автономного диспетчера“ не только в земных, но и в космических микроэнергетических системах, где требования к надежности и автономности управления на порядок выше.

В рамках развития предложенной методологии поэтапного внедрения ИАСУ (рисунок 14), основанной на принципах человека-центрического ИИ (HCAI), в заключительном **параграфе 6.6** также сформулированы принципы её адаптивной автономности, где степень участия человека-диспетчера варьируется в зависимости от уровня управления. Эти принципы включают: (1) постепенное делегирование полномочий — от полной автономности на нижнем уровне до гибридного управления на верхнем, что соответствует двумерной модели HCAI; (2) контекстное взаимодействие с акцентом на прозрачность решений (RST-подход); (3) гарантированный контроль — сохранение за человеком права вето, реализующее принцип "human-in-the-loop". Особое внимание удалено механизмам обратной связи, типичным для HCAI-систем: объяснимый ИИ, тестирование на ЦД и эскалация критических решений (например возникновении непштатных ситуаций при каскадных отказах, кибератаках и т.п.), обеспечивающая баланс автономности и надежности.

В связи с этим в параграфе 6.6 также сформулированы специфические требования для российских распределительных сетей для успешной реализации предложенной ИАСУ, который формируют комплексный подход к цифровой трансформации. Методология внедрения предусматривает поэтапный подход с дифференцированными требованиями для городских и изолированных энергорайонов, что в совокупности обеспечивает плавный переход к автономному управлению при соблюдении нормативов РФ.

Основные результаты диссертационной работы

1. Выполнен обзор исследований и проектов по проблеме цифровизации и интеллектуализации современных электрических сетей. На его основе сформулирован тезис, что происходящий сегодня переход к активно-адаптивным цифровым РЭС требует качественно иного подхода - автономного управления на основе принципов когнитивной автоматизации.

2. Разработаны методологические основы построения и внедрения ИАСУ при поэтапной цифровой трансформации активных электрических сетей 35-0.4 кВ, интегрирующая технологии цифровых двойников, машинного обучения и когнитивной автоматизации. Предложенная трёхуровневая архитектура ИАСУ, интегрирует автоматизированные, автоматические и когнитивные функции управления: от локальных самообучающихся САУ и АСУ ТП на нижнем уровне РЭР, через координацию диспетчерских пунктов, микросетей и цифровых РЭС, до стратегического уровня на базе АСТУ „Автономный диспетчер“ верхнего уровня ЦУС.

3. Предложена адаптация иерархической модели интеллекта (HIM) к реализации автономного управления в активных электрических сетях, позволяющая преодолеть ключевые ограничения традиционных систем управления за счёт многоуровневой организации, обеспечивающей экспоненциальное снижение вычислительной сложности и синтез эмерджентного ИИ. Интеграция методов RL в HIM создаёт основу для автономных систем, способных адаптироваться к динамическим изменениям в электрических сетях с высокой долей ВИЭ и РЭР, сочетая высокую скорость локальных решений с глобальной стратегической оптимизацией.

4. Разработан подход к построению ЦД энергетических систем на основе пятиуровневой модели с интеграцией методов машинного обучения, позволяющий существенно повысить эффективность проектов по цифровизации энергорайонов с РЭР посредством реализации сквозного цикла "энергомониторинг-анализ-управление": от первичных датчиков до стратегий автономного управления. Проведённые эксперименты для реальных распределительных сетей, показали, что предложенная модель ЦД позволяет успешно реализовать процедуру достоверизации данных (точность идентификации 98-100 %, ошибка восстановления 2-5 %), предиктивную

аналитику элементов сети (повышение точности прогноза в 2-3 раза) и активное автономное управление нормальными и аварийными режимами.

5. Разработана методология синтеза нового класса самообучающихся САУ, основанная на интеграции методов RL с модифицированными уравнениями „мозга“ из теории адаптивных систем Якубовича. Такие САУ позволяют реализовать функции когнитивной автоматизации для синтеза интеллектуальных контроллеров отдельных элементов и объектов активных электрических сетей, характеризующимися высоким уровнем стохастичности - микросети, ВЭУ, ЭЗС электромобилей, сетевые инверторы и т.п. Предложенные реализации таких САУ наглядно демонстрируют их способность самостоятельно адаптироваться к изменяющимся условиям работы без априорных знаний об объекте, что подтверждено экспериментами, в том числе на реальных моделях энергооборудования - физической гиридной микросети ИСЭМ СО РАН. Проведённые в диссертации исследования подтвердили достижимые на базе самообучающихся САУ технико-экономические эффекты: повышение предельной мощности интеграции ВИЭ (в среднем на 30 %), снижение токовых перегрузок в сети (на 20-40%), высокую робастность к кибератакам, контекстные стратегии управления энергооборудованием и т.д.

6. Разработана интеллектуальная система „Автономный диспетчер“, выступающая интеллектуальным ядром ИАСУ и представляющая собой качественный скачок в управлении активными распределительными сетями 35–0,4 кВ, объединяя когнитивную автоматизацию, цифровые двойники и мультиагентные алгоритмы для сквозного интеллектуального управления. Её трехблочная архитектура (когнитивный блок, блок принятия решений и блок управления) обеспечивает автономное выполнение задач — от локального регулирования микросетей до стратегической оптимизации режимов на уровне ЦУС. Ключевое отличие от традиционных АСТУ — способность гармонизировать технические и экономические цели участников (сетевых компаний, традиционных потребителей и активных потребителей ЭСО) через адаптивные механизмы методов RL, что повышает скорость реагирования (ориентировочно до 50–100 мс для критических событий), точность прогнозирования режимов (92–96%) и высокий уровень надежности (снижение SAIDI на 25–30%). Реализация функций энерготрейдинга и делегированной автономии делает систему универсальным инструментом для цифровых РЭС в условиях высокой доли распределённой генерации, сохраняя баланс между автономностью и контролем со стороны диспетчера.

7. Предложена модифицированная методика поэтапной трансформации цифровых РЭС, завершающим этапом которой является создание ЭСО с реализацией локальных рынков и развертыванием ИАСУ на уровне ЦУС. Акцентировано, что такой подход позволяет перейти к новой модели энергообеспечения, сочетающей экономическую выгоду, повышенные показатели надёжности, технологическую автономность и экологичность.

Сформулированы специфические требования для российских распределительных сетей для успешной реализации предложенной ИАСУ, который формируют комплексный подход к цифровой трансформации, учитывающий нормативные, технологические и климатические особенности страны.

Публикации автора по теме диссертации

В изданиях из списка ВАК РФ по специальности 2.4.3

1. *Томин, Н. В.* Анализ подходов к объединению микросетей в энергетические сообщества / Н. В. Томин, Е. В. Попова // iPolytech Journal. — 2024. — Т. 28, № 2. — С. 330—345.
2. *Гурина, Л. А.* Обеспечение информационной безопасности при вторичном регулировании напряжения в мультиагентных системах управления киберфизическими микросетями / Л. А. Гурина, Н. В. Томин // Электричество. — 2024. — Т. 10. — С. 34—45.
3. Энергетические сообщества с возобновляемыми источниками энергии: эффективное планирование и управление в условиях многокритериальности. Часть 1 / Н. В. Томин [и др.] // Электроэнергия. Передача и распределение. — 2023. — Т. 3, № 78. — С. 18—27.
4. Энергетические сообщества с возобновляемыми источниками энергии: эффективное планирование и управление в условиях многокритериальности. Часть 2 / Н. В. Томин [и др.] // Электроэнергия. Передача и распределение. — 2023. — Т. 79, № 4. — С. 18—30.
5. *Tomin, N. V.* Impact of Integrated Renewable Energy Sources with Variable Power Output in Terms of Constrained Voltage Stability Limit / N. V. Tomin, N. R. Rakhmanov, et al. // Energy Systems Research. — 2023. — Vol. 6, no. 4. — P. 34—43.
6. Обзор методов моделирования и управления киберфизическими системами в мультиэнергетических микросетях / Н. В. Томин [и др.] // iPolytech Journal. — 2023. — Т. 27, № 4. — С. 773—789.
7. *Томин, Н. В.* Разработка инновационных технологий и средств для оценки и повышения гибкости современных энергосистем / Н. В. Томин, Н. И. Воропай, [и др.] // Электроэнергия. Передача и распределение. — 2021. — Т. 1, № 64. — С. 52—63.
8. *Томин, Н. В.* Совершенствование системы мониторинга и управления электрическими сетями мегаполисов / Н. В. Томин, Н. И. Воропай, [и др.] // Энергетик. — 2016. — Т. 2016, № 8. — С. 3—9.
9. *Гамм, А. З.* Методы прогнозирования параметров режима электроэнергетических систем для целей мониторинга и управления / А. З. Гамм, Н. В. Томин, [и др.] // Электричество. — 2011. — № 5. — С. 17—26.

В изданиях из списка ВАК РФ по другим специальностям

10. *Томин, Н. В.* Интеллектуальные методы обеспечения кибербезопасности мультиагентных систем управления микросетями / Н. В. Томин, Л. А. Гурина // Вопросы кибербезопасности. — 2024. — Т. 6, № 64. — С. 53—64.
11. *Томин, Н. В.* Разработка комплексного подхода к обеспечению кибербезопасности взаимосвязанных информационных систем при интеллектуальном управлении / Н. В. Томин, Л. А. Гурина // Вопросы кибербезопасности. — 2023. — Т. 4, № 56. — С. 88—97.
12. Активное управление электрической сетью на базе концепции цифрового двойника / Н. В. Томин [и др.] // Энергия единой сети. — 2021. — Т. 2, № 57. — С. 42—57.
13. *Томин, Н. В.* Концепция построения интеллектуальной системы "Искусственный диспетчер" для автоматической системы управления электрическими сетями на базе глубокого обучения с подкреплением / Н. В. Томин // Известия РАН. Теория и системы управления. — 2020. — № 6. — С. 132—151.

В изданиях, входящих в международные базы цитирования Web of Science, Scopus

14. *Tomin, N.* Robust State Estimation for an Electricity-Gas-Heat Integrated Energy System Considering Dynamic Characteristics / N. Tomin, J. Yu, et al. // Protection and Control of Modern Power Systems. — 2024. — Vol. 9, no. 1. — P. 65—80.
15. *Tomin, N.* Robust Reinforcement Learning-Based Multiple Inputs and Multiple Outputs Controller for Wind Turbines / N. Tomin // Mathematics. — 2023. — Vol. 11, no. 14. — P. 1—19.
16. A multi-criteria approach to designing and managing a renewable energy community / N. Tomin [et al.] // Renewable Energy. — 2022. — Vol. 199. — P. 1153—1175.
17. Design and optimal energy management of community microgrids with flexible renewable energy sources / N. Tomin [et al.] // Renewable Energy. — 2022. — Vol. 183. — P. 903—921.
18. *Tomin, N.* Optimal Scheduling of Regional Integrated Energy System Considering the Integration of Electric Vehicles and the Life Cycle Assessment Method / N. Tomin, L. Li, et al. // IEEE Transactions on Industry Applications. — 2023. — P. 1—10.
19. *N. Tomin.* Two-stage optimization of a virtual power plant incorporating with demand response and energy complementation / N. Tomin, J. Cao, et al. // Energy Reports. — 2022. — Vol. 8. — P. 7374—7385.

20. Management of Voltage Flexibility from Inverter-Based Distributed Generation Using Multi-Agent Reinforcement Learning / N. Tomin [et al.] // Energies. — 2021. — Vol. 14, no. 24. — P. 8270.
21. Tomin, N. V. Optimal operation control of PV-biomass gasifier-diesel hybrid systems using reinforcement learning techniques / N. V. Tomin, A. N. Kozlov, et al. // Energies. — 2020. — Vol. 13, no. 10. — P. 785.
22. Tomin, N. A Dynamic Analysis of Energy Storage With Renewable and Diesel Generation Using Volterra Equations / N. Tomin, D. Sidorov, et al. // IEEE Transactions on Industrial Informatics. — 2020. — Vol. 16, no. 5. — P. 3451—3459.
23. Tomin, N. Toward zero-emission hybrid AC/DC power systems with renewable energy sources and storages: A case study from Lake Baikal region / N. Tomin, D. Sidorov, et al. // Energies. — 2020. — Vol. 13, no. 5. — P. 1226.
24. Tomin, N. Hybrid intelligent technique for voltage/var control in power systems / N. Tomin, V. Kurbatsky, I. Reutsky // IET Generation, Transmission and Distribution. — 2019. — Vol. 13, no. 20. — P. 4724—4732.
25. A Demand-Response Approach for HVAC Systems Using Internet of Energy Concept / N. Tomin [et al.] // Digital Transformation: What are the Smart Cities Today? — Cham : Springer, 2024. — P. 275—293.
26. Tomin, N. V. Flexible Charging Optimization for Electric Vehicles using MDPs-based Online Algorithms / N. V. Tomin, J. Maasmann, A. B. Domyshев // IFAC-PapersOnLine. — 2020. — Vol. 53, no. 2. — P. 12614—12619.
27. Voltage/VAR Control and Optimization: AI approach / N. Tomin [et al.] // IFAC-PapersOnLine. — 2018. — Vol. 51, no. 28. — P. 103—108.
28. Tomin, N. V. A Suite of Intelligent Tools for Early Detection and Prevention of Blackouts in Power Interconnections / N. V. Tomin, N. I. Voropai, et al. // Autom Remote Control. — 2018. — No. 10. — P. 6—25.

Зарегистрированные программы для ЭВМ

29. Томин, Н.В. Программа «МЕГА» для многоуровневого моделирования и управления активными микроэнергетическими системами [Текст] / Н. В. Томин ; Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. Правообладатель ИСЭМ СО РАН. — № 2025689030 ; заявл. 24.10.2025 ; опубл. 08.10.2025.
30. Томин, Н. В. Программа автономного интеллектуального управления энергообеспечением обитаемой космической базы на Марсе [Текст] / Н. В. Томин ; Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. Правообладатель ИСЭМ СО РАН. — № 2024618765 ; заявл. 27.02.2024 ; опубл. 07.04.2024.

В сборниках трудов конференций

31. *Tomin, N.* Optimized Operation of An Integrated Energy System Considering A Stepped Carbon Trading Framework / N. Tomin, C. Zhang, D. Yang // IEEE ICESEP. — 2024. — P. 430—436.
32. *Tomin, N.* Optimal Management of a Multi-Energy Microgrid Community Based on Building-to-Grid Technology / N. Tomin, L. Gurina // 2024 IEEE UralCon. — 2024. — P. 220—224.
33. *Tomin, N.* Cyber security risks of interconnected information systems in intelligent management of microgrid communities / N. Tomin, L. Gurina // International Conference "Methodological Problems in Reliability Study of Large Energy Systems". Vol. 461. — 2023. — P. 5.
34. Flexibility-based improved energy hub model for multi-energy distribution systems / N. Tomin [et al.] // CIRED Porto Workshop. — 2022. — P. 406—413.
35. Distributed Multienergy System Flexibility Management using Advanced Optimization Techniques / N. Tomin [et al.] // 2021 ICOECS. — 2021. — P. 319—324.
36. Development of automatic intelligent system for on-line voltage security control of power systems / N. Tomin [et al.] // IEEE Manchester PowerTech. — 2017. — P. 1—6.
37. *Tomin, N.* Synchronization of Droop-Controlled Microgrids in Community using Consensus Control with Reinforcement Learning / N. Tomin, I. Yadykin, D. Korev // IEEE ISGT Europe. — 2021. — P. 1—6.
38. *Томин, Н. В.* Многоуровневый анализ гибкости современных энергосистем на базе двухуровневого программирования / Н. В. Томин, В. Г. Курбацкий, В. А. Шакиров // Сборник трудов 92-го Международного научного семинара "Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики". Т. 71. — 2020. — С. 365—375.
39. Development of Digital Twin for Load Center on the Example of Distribution Network of an Urban District / N. V. Tomin [et al.] //. — 2020. — URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:229666735>.
40. *Томин, Н. В.* Разработка интеллектуальной системы поддержки принятия решений "Искусственный диспетчер" на базе технологии глубокого машинного обучения с подкреплением / Н. В. Томин, В. Г. Курбацкий, А. В. Домышев // Сборник трудов 91-го Международного научного семинара "Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики". — 2019. — С. 305—314.

41. *Tomin, N. V.* Development a partially observable Markov decision processes-based intelligent assistant for power grids using Monte Carlo tree search / N. V. Tomin, V. G. Kurbatsky, M. Negnevitsky // ELEKTROENERGETIKA 2019. — Stara Lesna, Slovakia, 2019.
42. *Tomin, N.* Deep Reinforcement Learning for Energy Microgrids Management Considering Flexible Energy Sources / N. Tomin, A. Zhukov, A. Domyshev // FREPS Int. Workshop. Vol. 217. — 2019. — P. 1—16.
43. *Tomin, N.* Intelligent Control of a Wind Turbine based on Reinforcement Learning / N. Tomin, V. Kurbatsky, H. Guluiyev // 16th IEEE ELMA. — 2019. — P. 1—6.
44. *Томин, Н. В.* Использование нечетких контроллеров ветроэнергетических установок для повышения режимной надежности электрических сетей / Н. В. Томин, В. Г. Курбацкий, Г. Б. Гулиев // Сборник трудов 88-го Международного научного семинара "Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики". — 2016. — С. 276—284.

В прочих изданиях

45. *Томин, Н. В.* Создание и развитие проектов цифровых энергетических районов Приангарья с поддержкой технологий ИИ / Н. В. Томин // Наука и технологии Сибири. — 2025. — Т. 17, № 2. — С. 90—95.
46. *Томин, Н. В.* Региональные аспекты ветроэнергетики / Н. В. Томин, В. Г. Курбацкий, [и др.] ; под ред. В. А. Стенникова, В. Г. Курбацкий. — Новосибирск : Издательство СО РАН, 2020. — С. 295.
47. *Томин, Н. В.* Иерархическое моделирование систем энергетики / Н. В. Томин, В. А. Шакиров, [и др.] ; под ред. Н. И. Воропай. — Новосибирск : Гео, 2020. — С. 314.
48. *Tomin, N.* The Concept of the Deep Learning-Based System "Artificial Dispatcher" to Power System Control and Dispatch / N. Tomin, V. Kurbatsky, M. Negnevitsky. — 2018. — arXiv: [1805.05408 \[cs.CY\]](https://arxiv.org/abs/1805.05408).
49. *Томин, Н. В.* Комплекс интеллектуальных средств для предотвращения крупных аварий в энергосистемах / Н. В. Томин, Н. И. Воропай, [и др.] — Новосибирск : Наука, 2016. — С. 332.

Подписано в печать 12.12.2025. Формат 60×90/16.
Бумага офсетная. Печать цифровая. Усл. печ. л. 3,0.
Тираж 140 экз. Заказ № 107-107к
Отпечатано в Издательстве
ФГБОУ ВО "Иркутский национальный
исследовательский технический университет"
664074, г. Иркутск, ул. Лермонтова, 81/12а