Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2026. Т. 19, № 8. С. 89–102
LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science. 2026. Vol. 19, no. 8. P. 89–102

УДК 004.75:004.94 Обзорная статья

https://doi.org/10.32603/2071-8985-2026-19-8-89-102

Распределенное управление энергетическими системами на основе контейнерной оркестрации

А. А. Чудинова

Университет ИТМО, Санкт-Петербург, Россия

alexandra.a.chudinova@mail.ru

Аннотация. Решаемая в исследовании научная проблема заключается в разработке архитектурных и алгоритмических основ распределенного управления энергетическими системами на основе контейнерной оркестрации и алгоритмов принятия решений в условиях неопределенности, которые обеспечивают устойчивость, адаптивность и автономность энергетической инфраструктуры. Предлагается новаторский подход к построению отказоустойчивых систем управления энергетикой на базе оркестрации микросервисов в Kubernetes-среде, примененный к задачам промышленной энергетики. Предлагается разработка интегрированной модели принятия решений в неопределенности, которая сочетает вероятностное прогнозирование, обучение с подкреплением и адаптивную оптимизацию энергопотоков. Вводится понятие «самоорганизующейся энергетической микросети», способной самостоятельно распределять вычислительные и энергетические ресурсы при возникновении отказов или перегрузок. Концептуально предложена методология динамического управления вычислительными кластерами в энергетике, основанная на принципах автономного восстановления (self-healing) и интеллектуального оркестрирования. Планируется реализация концептуального проекта, которая приведет к созданию нового класса распределенных интеллектуальных систем управления, способных к автономной оптимизации и устойчивому функционированию в условиях неопределенности и отказов оборудования.

Ключевые слова: контейнерная оркестрация, отказоустойчивые распределенные компьютерные системы, модели принятия решений, адаптивная оптимизация энергопотоков, устойчивость, автономность энергетической инфраструктуры.

Для цитирования: Чудинова А. А. Распределенное управление энергетическими системами на основе контейнерной оркестрации // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2026. Т. 19, № 8. С. 89–102. doi: 10.32603/2071-8985-2026-19-8-89-102.

Благодарность. Выражаю благодарность научному руководителю доктору технических наук, профессору Богатыреву Владимиру Анатольевичу за экспертное руководство в проведении исследования и оценке готовности к публикации.

Review article

Distributed Control of Energy Systems Based on Container Orchestration under Uncertainty

A. A. Chudinova

ITMO University, Saint Petersburg, Russia

alexandra.a.chudinova@mail.ru

Abstract. The research problem addressed in this study is the development of architectural and algorithmic foundations for intelligent distributed control of energy systems based on container orchestration and decision-making algorithms under uncertainty, ensuring the resilience, adaptability, and autonomy of energy infrastructure. A new approach to building fault-tolerant energy management systems based on microservice orchestration in a Kubernetes environment is proposed, applied to industrial energy problems. The article proposes the development of an integrated decision-making model under uncertainty that combines probabilistic

© Чудинова А. А., 2026

forecasting, reinforcement learning, and adaptive optimization of energy flows. The concept of a «self-organizing energy microgrid» is introduced, capable of independently distributing computing and energy resources in the event of failures or overloads. A conceptual methodology for dynamic management of computing clusters in the energy sector is proposed, based on the principles of autonomous restoration (self-healing) and intelligent orchestration. The proposed project will lead to the creation of a new class of distributed intelligent control systems capable of autonomous optimization and stable operation under conditions of uncertainty and equipment failure.

Keywords: container orchestration, fault-tolerant distributed computing systems, decision-making models, adaptive energy flow optimization, sustainability, autonomy of energy infrastructure

For citation: Chudinova A. A. Distributed Control of Energy Systems Based on Container Orchestration under Uncertainty // LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science. 2026. Vol. 19, no. 8. P. 89–102. doi: 10.32603/2071-8985-2026-19-8-89-102.

Acknowledgments. I would like to express my gratitude to my research advisor, Dr. Vladimir Anatolyevich Bogatyrev, Doctor of Technical Sciences and Professor, for his expert guidance in conducting this research and evaluating its readiness for publication.

Введение. Современные промышленные энергетические системы, включая распределенные генерирующие установки, городские электросети и высоконадежные инфраструктуры, становятся в прогрессирующем росте технических мощностей сложными, децентрализованными и взаимосвязанными в цифровом виде. Традиционные архитектуры управления (такие, как централизованные системы SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition)/DCS (Distributed Control System)) [1] были разработаны для относительно стабильных условий и детерминированных режимов работы. Архитектуры управления обеспечивают мониторинг и автоматизацию на основе правил [2], но зачастую им недостаточно адаптивного интеллекта, масштабируемой распределенной отказоустойчивости и способности эффективно работать в условиях неопределенности (например, колеблющихся нагрузок, изменчивости возобновляемых источников энергии, киберфизических возмущений и износа оборудования). Существующие подходы к модернизации, как правило, сосредоточены на поэтапных обновлениях: добавлении модулей прогнозной аналитики, развертывании изолированных инструментов ИИ (искусственного интеллекта) или виртуализации определенных сервисов [3]. И даже данные рассматриваемые решения остаются фрагментированными, тесно связанными с устаревшей инфраструктурой и недостаточно отказоустойчивыми на системном уровне, так как часто полагаются на статическое резервирование вместо динамических самовосстанавливающихся архитектур и не интегрируют механизмы принятия решений непосредственно в уровни оркестрации и инфраструктуры.

Предлагаемый подход представляет собой иную парадигму: распределенную платформу управления энергопотреблением, управляемую Kubernetes, со встроенным принятием решений на основе ИИ и интеграцией цифровых двойников. Система спроектирована как самоорганизующаяся экосистема, где вычислительные, аналитические и управляющие сервисы контейнеризированы, динамически управляются и автоматически переконфигурируются в случае отказов, вместо жесткой привязки ИИ к архитектуре. Благодаря сочетанию распределенной оркестровки, вероятностных моделей принятия решений, обучения с подкреплением и цифровых двойников в реальном времени, платформа обеспечивает отказоустойчивость, масштабируемость и адаптивную оптимизацию в условиях неопределенности [4]. Такая архитектура не только повышает надежность и операционную эффективность, но и создает единую технологическую основу для следующего поколения интеллектуальных энергетических инфраструктур.

Проблема, решаемая предлагаемым проектом, заключается в структурных ограничениях существующих промышленных систем управления энергопотреблением при работе в условиях неопределенности, децентрализации и высоких требований к надежности. Промышленные энергетические инфраструктуры, включая распределенные генерирующие установки, подстанции, городские электросети и вспомогательные системы крупных электростанций, все чаще подвергаются воздействию переменных нагрузок, интеграции возобновляемых источников энергии, устаревающего оборудования, рисков кибербезопасности и сложных взаимозависимостей между подсистемами [5]. Традиционные архитектуры диспетчерского управления, в основном базирующиеся на централизованных системах SCADA или DCS, были разработаны для детерминированных режимов работы и предсказуемых сценариев

отказов. В результате они демонстрируют ограниченную адаптивность, недостаточную масштабируемость и медленное восстановление при каскадных отказах или неполных данных. Такие постепенные цифровые обновления, как добавление модулей прогнозирующего обслуживания или автономных аналитических инструментов, принципиально не меняют жесткость архитектуры и часто создают фрагментированные экосистемы, которые трудно поддерживать и масштабировать.

Эмпирические и теоретические исследования в области распределенных систем и промышленной цифровизации показывают, что контейнеризированные микросервисные архитектуры значительно повышают отказоустойчивость системы за счет механизмов автоматического перезапуска, репликации и перераспределения рабочей нагрузки. Экспериментальные исследования в облачных вычислительных средах показывают, что платформы оркестрации на основе Kubernetes сокращают время восстановления сервисов и повышают доступность по сравнению с монолитными или управляемыми вручную инфраструктурами. В то же время, исследования в области интеллектуальных сетей и интеллектуального управления энергией подтверждают, что вероятностное прогнозирование, обучение с подкреплением и моделирование цифровых двойников позволяют добиться измеримых улучшений в энергоэффективности и точности прогнозирования неисправностей [6]. Например, оценки обучения с подкреплением в управлении микросетями на основе моделирования продемонстрировали улучшенную стабильность балансировки нагрузки и снижение пиковых отклонений в условиях неопределенного спроса. Аналогично, приложения цифровых двойников в промышленных энергетических системах показали способность прогнозировать износ оборудования и предотвращать незапланированные простои с помощью прогнозной диагностики.

Существующие реализации этих технологий часто носят изолированный характер: распределенная оркестрация применяется в ИТ-системах (информационно-технических системах), но редко интегрируется в промышленные уровни управления; модели принятия решений на основе ИИ используются в качестве консультативных инструментов, а не в качестве интегрированных автономных агентов; цифровые двойники часто ограничены автономными средами моделирования без синхронизации в реальном времени [7]. Предлагаемый подход решает эту проблему фрагментации, объединяя оркестрацию, интеллектуальное принятие решений и киберфизическое моделирование в рамках единой распределенной архитектуры. Встраивая модели ИИ непосредственно в уровень оркестрации, система обеспечивает адаптивное перераспределение вычислительных и энергетических ресурсов в ответ на прогнозируемые риски. Ожидается, что экспериментальная проверка в контролируемой испытательной среде продемонстрирует сокращение среднего времени восстановления, повышение энергоэффективности и улучшение эксплуатационной стабильности в условиях моделируемых отказов. Благодаря систематическому моделированию, развертыванию прототипов и пилотным испытаниям в промышленности, проект подтверждает вывод о том, что интеграция распределенной оркестрации с алгоритмами принятия решений, учитывающими неопределенность, представляет собой качественно новый уровень устойчивости и адаптивности в промышленных энергетических системах, что соответствует глобальным тенденциям исследований в области проектирования киберфизических систем и интеллектуального управления инфраструктурой.

За последнее десятилетие был достигнут значительный прогресс в трех важных областях: распределенные системы, ориентированные на облачные вычисления, интеллектуальное управление энергопотреблением и отказоустойчивость киберфизических систем [8]. Исследования по оркестровке на основе Kubernetes, начатые в промышленной практике компанией Google и систематизированные в академической литературе по облачным вычислениям, продемонстрировали высокую масштабируемость и автоматическое восстановление сервисов в ИТ-инфраструктурах [9]. Большинство исследований сосредоточено на веб-сервисах и корпоративных приложениях, а не на критически важных промышленных энергетических системах, где ограничения по задержке, требования к детерминированному управлению и физическая взаимосвязь процессов вносят дополнительную сложность [10]. Традиционные исследования отказоустойчивых распределенных вычислений (например, алгоритмы консенсуса, стратегии репликации, кластеризация с высокой доступностью) обеспечивают вычислительную надежность, но не учитывают семантику энергетической области или адаптивное принятие решений в условиях неопределенности [11].

Параллельно с этим исследования по интеллектуальным сетям и интеллектуальному управлению энергопотреблением дали обширные результаты в области вероятностного прогнозиро-

вания нагрузки, моделирования возобновляемой генерации и оптимизации диспетчеризации на основе обучения с подкреплением [12]. Многочисленные публикации демонстрируют повышение точности прогнозирования с использованием байесовских сетей, глубокого обучения и гибридных статистических моделей [13]. Обучение с подкреплением продемонстрировало большой потенциал для управления микросетями и оптимизации реагирования на спрос [14]. Тем не менее, эти решения обычно реализуются как автономные модули оптимизации, интегрированные в централизованные системы управления. Они редко учитывают отказоустойчивость самой вычислительной инфраструктуры, предполагая стабильную среду выполнения [15]. В результате надежность процессов принятия решений остается уязвимой для отказов на уровне инфраструктуры. Надежность процесса в основном оценивается с помощью точности прогнозирования и минимизации ошибок, используя стандартные показатели (MSE – Mean Squared Error, средняя квадратическая ошибка, и RMSLE – Root Mean Squared Logarithmic Error, среднеквадратичная логарифмическая ошибка), для прогнозирования рабочих нагрузок и потенциальных отказов. В промышленных условиях устойчивость и точность служат незаменимыми показателями для оптимизации конвейеров машинного обучения, обеспечивая документально подтвержденные улучшения примерно на 10 % в стабильности системы и на 28 % в точности. Целевая надежность определяет статистическую вероятность – часто проверяемую с помощью моделирования методом Монте-Карло – того, что система будет выполнять свою функцию в пределах заданных параметров, в то время как показатели влияния на принятие решений оценивают конечную «практическую применимость» результатов ИИ на основе их релевантности, согласованности и результирующего доверия пользователей [16].

Большинство существующих исследований сосредоточены на отдельных аспектах проблемы, не уделяя должного внимания управлению ресурсами, отказоустойчивости и интеллектуальному принятию решений. В [17] авторы Бернс и др. описывают парадигму крупномасштабной оркестровки, но основное внимание уделяется управлению ресурсами и планированию, без учета интеллектуальных моделей прогнозирования или адаптации в условиях неопределенности.

В последнее время некоторые исследования, на что обращалось внимание при обобщении анализируемых работ, начали изучать использование машинного обучения в распределенных системах. Рассматривая [18], Х. Мао, М. Ализаде и др., предлагается, например, использовать обучение с подкреплением для управления ресурсами, но этот подход ограничен вычислительным уровнем и не рассматривает интеграцию с киберфизическими системами или сложными сценариями отказов.

В области отказоустойчивости многие работы по-прежнему опираются на традиционные подходы к избыточности и репликации. В обзорной статье [19] Т. Черны, А. Абдельфаттах и др. анализируют отказы в крупномасштабных распределенных системах, но ограничиваются статистическими моделями и не предлагают динамических механизмов для интеллектуального перераспределения.

Обращаясь к исследованиям по киберфизическим системам и энергетики, такие авторы, как М. Илич, Л. Се и др. [20], вводят концепцию интеграции между физическим и вычислительным мирами, но не предлагают конкретной интеграции с распределенными платформами оркестрации и адаптивными моделями принятия решений.

Более поздние исследования по облачной оркестровке, например [21], С. Е. А. Эль-Ахмади, Л. А. Эль-Аббади, выделяют преимущества микросервисной архитектуры, но не рассматривают в полной мере адаптивные механизмы самовосстановления на основе прогностических моделей.

Критики и сами авторы Р. Е. П. Гузман, М. Ривера и др. [22] отмечают, что, хотя Kubernetes обеспечивает высокую доступность, его операционная сложность служит препятствием. Внедрение таких систем требует надежных мер безопасности и квалифицированного управления во избежание ошибок конфигурации. Следует отметить, что отсутствует информация о том, как эти распределенные микросервисы SDN (Software-Defined Networking, программно-определяемая сеть) справляются с конкретными физическими ограничениями энергосистемы по сравнению с традиционными промышленными контроллерами.

Возвращаясь к обобщенности исследований, исследовательская работа З. Ли, Х. Вэй и др. в [23] и подобных научных поисках состоит в «пробеле абстракции». Kubernetes отлично справляется с управлением программными подами, но он изначально не «осведомлен о состоянии» физической электросети. Исследователи отмечают, что стратегии планирования и автомасштабирования Kubernetes по умолчанию часто приводят к нарушениям качества обслуживания (QoS, Quality

of Service) в контексте энергетики, поскольку они отдают приоритет ИТ-метрикам (таким, как ЦП – центральная память/ОЗУ – оперативное запоминающее устройство) перед стабильностью сети и задержкой распределения данных.

Анализ существующих публикаций подтверждает, что, несмотря на значительный прогресс в отдельных областях оркестровки, отказоустойчивости и машинного обучения, интегрированное решение, способное эффективно работать в сложных киберфизических системах, все еще отсутствует.

Предлагаемый вклад восполняет этот пробел, представляя архитектурную и методологическую модель, которая объединяет оркестровку, искусственный интеллект и управление неопределенностью в единую, согласованную структуру. Следовательно, работа не только демонстрирует техническую осуществимость подхода, но и выделяет его научную значимость и потенциал применения в энергетических системах и распределенных инфраструктурах следующего поколения.

Надежность служит нескольким взаимосвязанным целям. Она обосновывает интеграцию распределенной оркестровки и прогнозной аналитики, обеспечивает применимость в промышленности и предоставляет измеримые критерии для подтверждения эффективности предлагаемой архитектуры. Внедряя надежность как в вычислительный (способность распределенной платформы продолжать корректно функционировать, несмотря на отказы узлов, задержки связи, ошибки программного обеспечения или перезагрузки), так и в операционный (способность системы управления энергопотреблением непрерывно поддерживать баланс между генерацией и спросом, обеспечивать стабильные параметры и предотвращать отказы в работе в изменяющихся условиях) уровни, исследование решает одну из фундаментальных задач современных промышленных энергетических систем: поддержание стабильной и безопасной работы в условиях неопределенности, децентрализации и динамических изменений [24]. Новизна заключается в проектировании таким образом, что надежность становится не только показателем производительности, но и принципом структурного проектирования, определяющим архитектурные решения. Надежность управления электропотреблением зависит от надежности вычислительной инфраструктуры, и наоборот.

Исследования в области цифровых двойников и киберфизических систем привели к появлению передовых подходов к моделированию и прогнозируемому техническому обслуживанию. Цифровые двойники позволяют проводить анализ сценариев, прогнозную диагностику и моделирование рисков. Однако многие реализации остаются автономными или полуреальными аналитическими инструментами, а не интегрированными компонентами автономных контуров управления. Они зачастую не встраиваются в распределенные платформы оркестровки, способные к динамической переконфигурации вычислений.

Таким образом, существующие подходы страдают от нескольких недостатков. Во-первых, существует структурное разделение между интеллектуальными алгоритмами управления и распределенной вычислительной средой, в которой они работают. Во-вторых, большинство систем управления энергией полагаются на централизованные или частично распределенные архитектуры без полных возможностей самовосстановления как на вычислительном, так и на операционном уровнях. В-третьих, моделирование неопределенности часто ограничивается прогнозированием, не влияя на распределение ресурсов на уровне инфраструктуры. В-четвертых, механизмы обеспечения отказоустойчивости обычно используют статическое резервирование, а не адаптивное перераспределение на основе прогнозной аналитики. Во многих современных системах могут сосуществовать интеллектуальные алгоритмы управления и распределенные вычислительные платформы, зачастую они связаны многоуровневой, слабосвязанной структурой [25]. Модели управления работают как приложения, развернутые поверх ИТ-инфраструктуры, но они не влияют на саму логику оркестровки. В отличие от этого, предлагаемая архитектура встраивает механизмы принятия решений в уровень оркестровки. Это означает, что прогнозная аналитика и оценки неопределенности напрямую влияют на планирование ресурсов, репликацию сервисов и перераспределение рабочей нагрузки. Таким образом, разница не алгоритмическая, а структурная: интеллект становится ориентированным на инфраструктуру, а не изолированным от приложений.

Предложенная концепция преодолевает эти ограничения за счет интеграции распределенной оркестрации, интеллектуального принятия решений, моделирования неопределенности и моделирования цифрового двойника в единую архитектуру. В отличие от традиционных систем, вычислительный слой представляет собой не просто пассивную платформу выполнения, а адаптивный компонент, который динамически перераспределяет ресурсы в ответ на прогнозируемые риски и

обнаруженные отказы. Интеллектуальные модули напрямую влияют как на решения по распределению энергии, так и на политику управления инфраструктурой. Использование вероятностного вывода, обучения с подкреплением и нечеткой логики позволяет системе надежно работать в условиях неполной или неопределенной информации. Интеграция с цифровым двойником обеспечивает непрерывную проверку сценариев и прогнозную адаптацию. Поэтому архитектура преодолевает разрыв между облачными распределенными системами и промышленным управлением энергией, формируя новый класс отказоустойчивых киберфизических энергетических платформ.

Несмотря на наличие распределенных элементов в современных системах управления энергопотреблением, большинство реализаций остаются централизованными в своей логике принятия решений или полагаются на заранее определенные схемы резервирования. Даже при внедрении облачных технологий они часто повторяют устаревшие парадигмы управления. Полное самовосстановление как на вычислительном, так и на операционном уровнях требует динамического мониторинга состояния, автоматического перепланирования и прогнозирования отказов. Предлагаемая концепция интегрирует эти возможности изначально посредством восстановления после отказов на основе оркестрации в сочетании с вероятностной оценкой риска, что позволяет осуществлять адаптивную реконфигурацию, а не использовать заранее определенные сценарии резервного копирования.

Таким образом, главная цель исследования – разработка и экспериментальная проверка интегрированной распределенной архитектуры для управления энергопотреблением в промышленности, которая сочетает в себе отказоустойчивую оркестровку на основе Kubernetes, интеллектуальное принятие решений в условиях неопределенности и моделирование цифровых двойников для достижения повышенной надежности, адаптивности и операционной эффективности по сравнению с традиционными централизованными или частично распределенными системами управления.

Проект направлен на демонстрацию того, что внедрение механизмов принятия решений на основе ИИ в самовосстанавливающуюся распределенную вычислительную инфраструктуру приводит к измеримым улучшениям точности прогнозирования, времени восстановления после отказов, доступности системы и стабильности энергетического баланса в условиях неопределенности и динамики эксплуатации.

Постановка задачи. В рамках обозначенной научной проблемы планируется решить первостепенную задачу разработки архитектуры распределенной вычислительной платформы на основе Kubernetes для управления энергетическими объектами с гарантированной отказоустойчивостью. Дальнейшие этапы технической реализации включают создание интеллектуальных модулей принятия решений с использованием вероятностных и обучающихся моделей (байесовские сети, методы RL – Reinforcement Learning, обучение с подкреплением, нечеткая логика); моделирование и прогнозирование неопределенных процессов (колебания генерации, нагрузка, погодные факторы) в промышленных энергетических системах; разработку прототипа системы динамического восстановления и переназначения вычислительных задач при отказе узлов или каналов связи и экспериментальную валидацию, а также оценку эффективности системы на симуляционных и реальных данных.

Разработка архитектуры распределенной вычислительной платформы. Предлагаемая архитектура представляет собой многоуровневую распределенную киберфизическую систему, предназначенную для обеспечения адаптивного, отказоустойчивого управления промышленными энергетическими объектами в условиях неопределенности (рис. 1). Платформа основана на микросервисной инфраструктуре, управляемой Kubernetes, что позволяет динамически перераспределять рабочую нагрузку и автоматически восстанавливать сервисы. Система интегрирует модули вероятностного рассуждения, агентов обучения с подкреплением и механизмы нечеткого управления в единый уровень принятия решений. Телеметрические данные в реальном времени собираются через граничные вычислительные узлы и передаются по защищенной шине связи, управляемой событиями. Распределенный механизм хранения состояния обеспечивает согласованность и восстанавливаемость процессов управления. Цифровые двойники энергетических объектов позволяют проводить проверку на основе сценариев и прогнозную оптимизацию. Архитектура обеспечивает высокую доступность за счет репликации сервисов, мониторинга состояния, автоматического перепланирования и децентрализованной логики принятия решений. Модульная конструкция обеспечивает масштабируемость на географически распределенных объек-

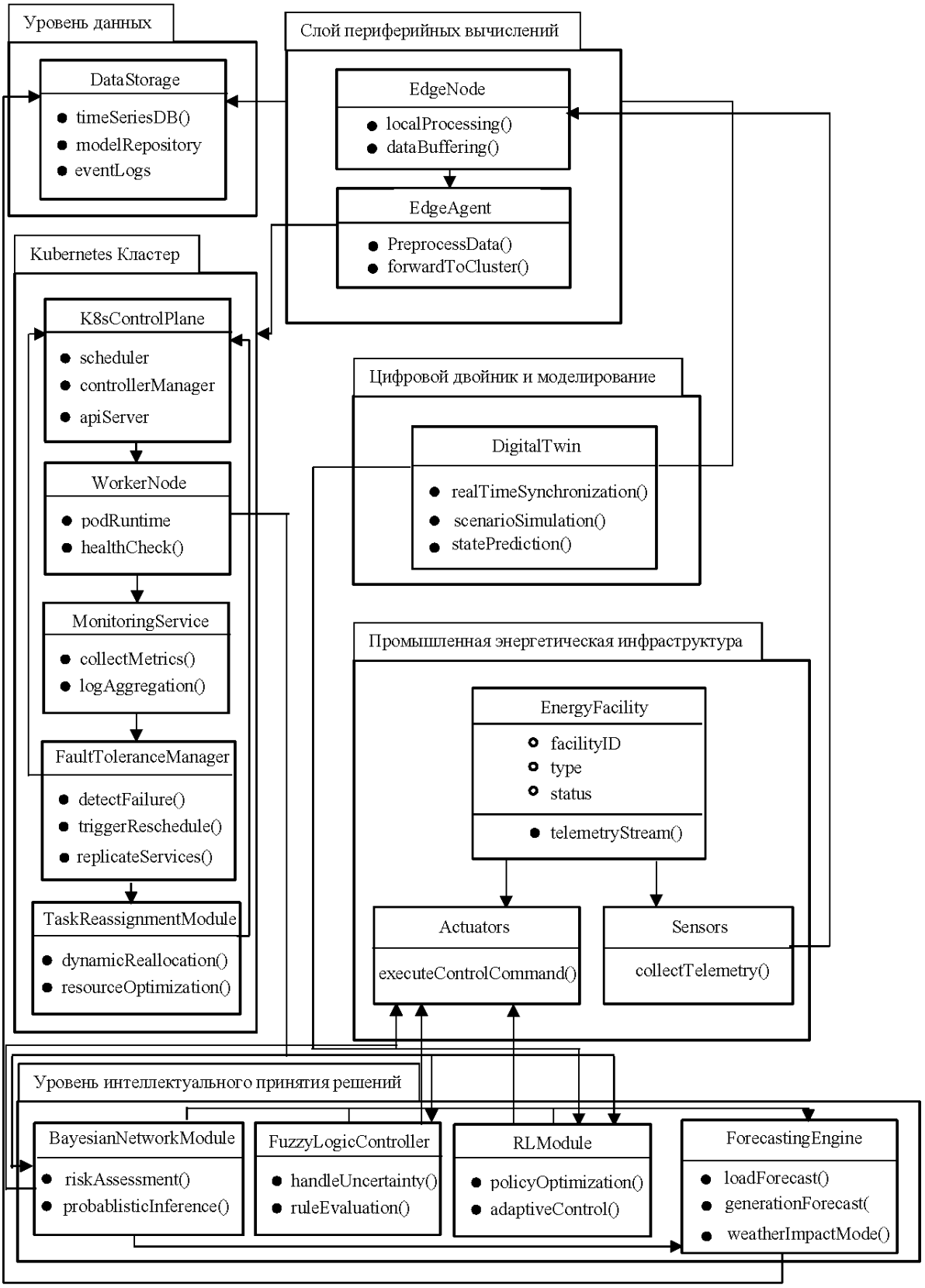


Рис. 1. Диаграмма архитектуры распределенной отказоустойчивой системы управления энергией
Fig. 1. Distributed fault-tolerant energy management system architecture diagram

тах и совместимость с существующими промышленными инфраструктурами управления.

Проверка предложенной распределенной отказоустойчивой архитектуры управления энергией осуществляется посредством разработки комплексной имитационной модели в MatLab. Цель этой имитационной среды – воспроизвести поведение промышленной энергетической системы в условиях неопределенности, отказов оборудования и переменных вычислительных нагрузок, интегрируя при этом алгоритмы интеллектуального принятия решений и распределенную логику управления в виртуализированной среде.

Модель на основе MatLab служит цифровым двойником типичного промышленного энергетического объекта или микросети. Энергетическая подсистема включает модели генерирующих установок (традиционных и возобновляемых источников), устройств хранения энергии, переменных промышленных нагрузок и элементов передачи. Возобновляемая генерация моделируется как стохастический процесс, зависящий от параметров погоды – скорости ветра или солнечной радиации, которые моделируются с использованием вероятностных распределений, полученных из исторических наборов данных. Потребность в нагрузке моделируется как изменяющийся во времени нелинейный процесс со случайными флуктуациями и пиковыми возмущениями, отражающими реальные модели промышленного потребления.

Уровень моделирования неопределенности реализован с использованием вероятностных функций и стохастических дифференциальных уравнений, доступных в MatLab. Моделирование методом Монте-Карло используется для генерации множества операционных сценариев, что позволяет оценить устойчивость системы в широком диапазоне возмущений. Модули прогнозирования предполагается реализовать с использованием байесовских сетей (с помощью инструментальных пакетов вероятностных графических моделей), алгоритмов обучения с подкреплением (с использованием MatLab Reinforcement Learning Toolbox) и систем нечеткого вывода (с помощью Fuzzy Logic Toolbox). Эти интеллектуальные модули генерируют адаптивные решения управления на основе прогнозируемых состояний системы и интервалов неопределенности.

Для моделирования распределенных вычислений и отказоустойчивости логика оркестровки архитектуры на основе Kubernetes абстрагирована в модель распределения ресурсов и планирования задач в MatLab. Каждый вычислительный узел представлен как независимый обрабатывающий объект с заданными параметрами мощности, задержки и вероятности отказа. События отказов вводятся в систему с помощью случайных или управляемых сценарием триггеров – отключения узла, задержки связи или перегрузки обработки. Механизм динамического восстановления моделируется как задача оптимизации, где задачи переназначаются доступным узлам в соответствии с предопределенными политиками или стратегиями обучения с подкреплением. В ходе моделирования рассчитываются такие показатели производительности, как среднее время восстановления, доступность системы и вычислительные затраты.

Спроектированная модель объединяет динамику энергии и динамику вычислений в единую киберфизическую структуру. Взаимодействие между решениями по управлению энергией и вычислительной инфраструктурой представлено с помощью петель обратной связи. Например, прогнозируемая перегрузка в генерации запускает дополнительные вычисления для оптимизации, которые должны быть перераспределены между узлами в случае отказов. Такая взаимосвязь позволяет оценивать не только качество управления, но и устойчивость инфраструктуры.

Экспериментальная проверка в MatLab проводится в несколько этапов. Первоначально моделируются базовые сценарии с использованием традиционного управления на основе правил без адаптивной оркестровки. Затем активируется интеллектуальная распределенная архитектура и применяются идентичные сценарии возмущений. Сравнительные показатели включают точность прогнозирования (RMSE – Root Mean Squared Error, корень из среднеквадратичной ошибки, MAE – Mean Absolute Error, средняя абсолютная ошибка), стабильность энергетического баланса, сокращение моделируемого времени простоя, задержку восстановления после отказов узлов и общую эффективность системы. Статистическая значимость оценивается с помощью повторных запусков метода Монте-Карло.

Результаты апробации моделирования демонстрируют измеримые улучшения точности прогнозирования, сокращение времени отклика на возмущения, повышение стабильности в условиях неопределенности и улучшение устойчивости к вычислительным отказам. Среда MatLab обеспечивает воспроизводимость, прозрачность алго-

ритмов и гибкость масштабирования сценариев. Более того, среда моделирования обеспечивает прочную основу для последующего перехода к реальному тестовому кластеру Kubernetes и пилотному промышленному развертыванию.

Спроектированная модель на основе MatLab функционирует как контролируемая экспериментальная платформа, которая подтверждает научные гипотезы проекта, количественно подтверждает преимущества предлагаемой архитектуры и снижает технологические риски до внедрения в реальные условия.

На рис. 2 показаны три ключевые кривые за 24-часовое моделирование: *1* – общая выработка электроэнергии; *2* – фактический спрос; *3* – прогнозируемый спрос. Общая выработка электроэнергии в целом соответствует фактическому спросу, что указывает на способность системы обеспечивать достаточное количество электроэнергии в нормальных условиях. Колебания выработки возобновляемой энергии (гипотетически, ветровой и солнечной) создают колебания вокруг среднего значения, видимые в виде неровных участков на кривой *1*. Это отражает стохастическую природу возобновляемых источников энергии. Прогнозируемый спрос следует за фактическим спросом с небольшими отклонениями, которые вызваны ошибкой прогнозирования, смоделированной как 10 %-ный гауссовский шум. Небольшие периоды, когда прогнозируемый спрос недооценивает или переоценивает фактический спрос, подчеркивают неопределенность, с которой должны справляться алгоритмы принятия решений.

Система демонстрирует способность учитывать переменный спрос и колебания возобновляемой энергии, поддерживая при этом общий баланс спроса и предложения, что подтверждает утверждение о том, что интеллектуальное прогнозирование может повысить операционную эффективность.

На рис. 3 каждая линия представляет собой мощность, выделенную узлу в распределенной системе. Отказы узлов отражаются в виде падения до нуля конкретных линий. В периоды отказов узлов (например, когда мощность линии узла падает до нуля) другие узлы немного увеличивают свою генерацию, демонстрируя динамическое перераспределение нагрузки. Это имитирует отказоустойчивое поведение. Когда все узлы работают, нагрузка распределяется равномерно, отражая справедливость алгоритма планирования.

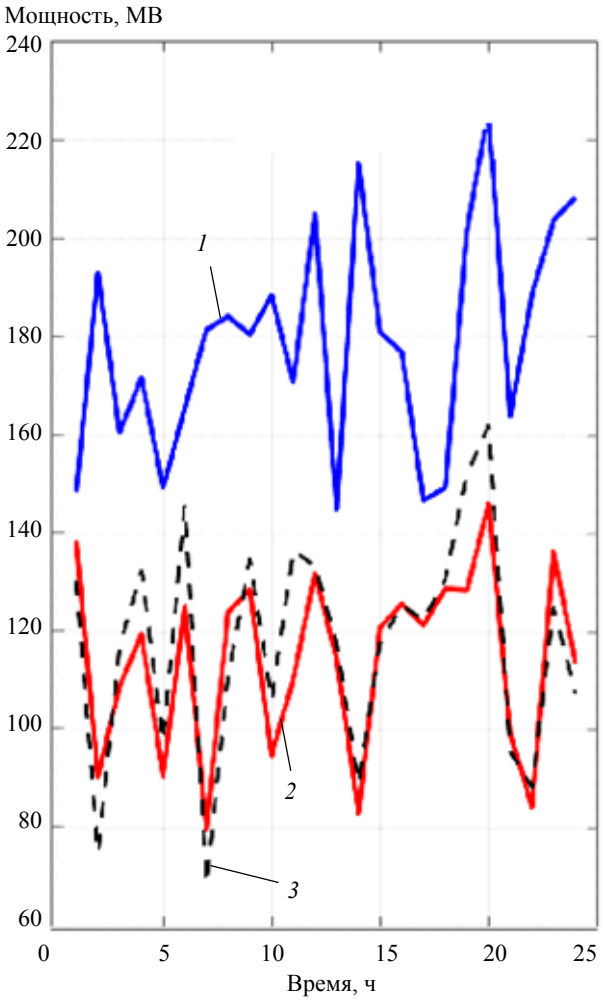


Рис. 2. Генерация, спрос и прогнозируемый спрос
Fig. 2. Generation, demand and forecasted demand

Способность системы перераспределять генерацию между активными узлами минимизирует влияние отказов узлов на общую подачу энергии. Наблюдение за тем, как система компенсирует отказы, демонстрирует устойчивость и адаптивность предлагаемой распределенной архитектуры на основе Kubernetes даже в условиях стохастического спроса.

На рис. 4 используются две оси: линия *1* показывает дисбаланс между обслуживаемой генерацией и фактическим спросом (левая ось), а линия *2* – долю успешно удовлетворенного спроса (правая ось). Дисбаланс колеблется вокруг нуля, что указывает на то, что система в целом может согласовывать предложение со спросом. Небольшие отрицательные пики соответствуют временному недостатку предложения во время отказов узлов или пиков спроса. Положительные пики указывают на временный избыток предложения, часто из-за ошибок прогнозирования.

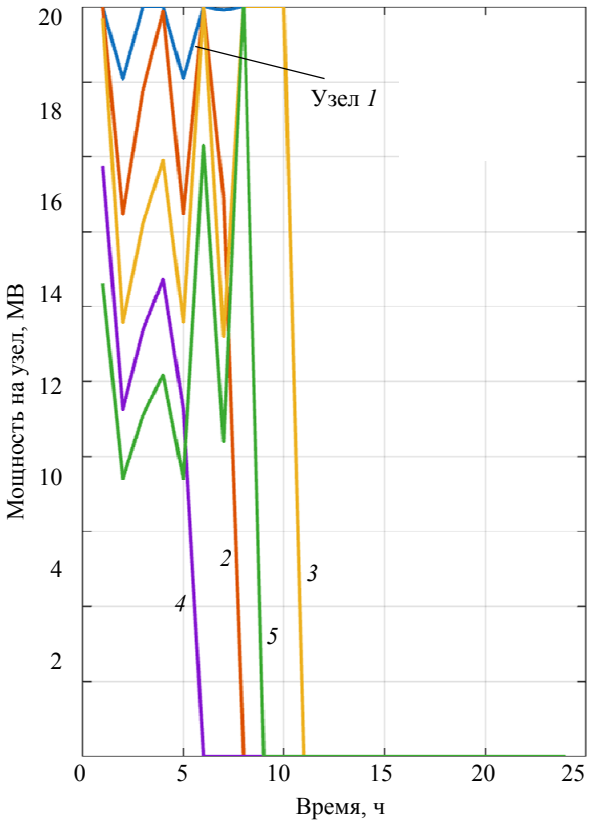


Рис. 3. Распределенная генерация на узел
Fig. 3. Distributed generation per node

Коэффициент обслуживания остается близким к 1 (100 %) на протяжении большинства временных шагов, даже при отказе некоторых узлов, что указывает на то, что механизмы отказоустойчивости (динамическое перераспределение нагрузки) эффективно поддерживают подачу энергии. Коэффициент обслуживания (или коэффициент покрытия) – это безразмерный показатель эффективности, количественно характеризующий долю потребительского спроса, успешно удовлетворяемого системой управления распределенной энергетикой. Он определяется как отношение объема генерации, направленного на удовлетворение потребностей, к суммарному спросу и отражает способность системы обеспечивать непрерывность обслуживания в условиях неопределенности и отказов узлов. Коэффициент обслуживания представляет собой отношение фактически поставленной (поданной) энергии к общей требуемой энергии на каждом временном шаге, показывая, насколько полно система удовлетворяет требованиям нагрузки, и, оставаясь близким к 1 (100 %), означает, что почти весь требуемый спрос успешно удовлетворяется, даже если некоторые вычислительные узлы выходят из строя или отклоняются от нормы.

Периоды, когда коэффициент обслуживания опускается немного ниже 100 %, соответствуют сценариям высокого спроса с одновременными отказами узлов, что говорит об ограничениях, которые можно устранить путем увеличения резервирования или улучшения алгоритма планирования.

Система демонстрирует высокую эксплуатационную стабильность в целом, поддерживая работу даже при случайных колебаниях спроса и отказах компонентов, что соответствует требуемым целям надежности и отказоустойчивости.

В рамках рассматриваемой модели дисбаланс (рис. 4) рассчитывается как разность между фактически вырабатываемой мощностью и потребностью нагрузки. Отрицательные значения указывают на дефицит мощности, тогда как положительные свидетельствуют о ее избытке.

В первые часы электроэнергия поступает потребителям, но объем фактически передаваемой энергии постепенно снижается по мере выхода из строя дополнительных узлов (рис. 4). В конечном счете этот объем приближается к нулю, несмотря на наличие достаточных генерирующих мощностей. Эффективность работы системы определяется доступностью узлов и распределением ресурсов, а не собственно генерирующей мощностью.

Обсуждение результатов. Таблица результатов дополняет графики, предоставляя числовые значения для каждого часа: общий объем выработки электроэнергии, фактический и прогнози-

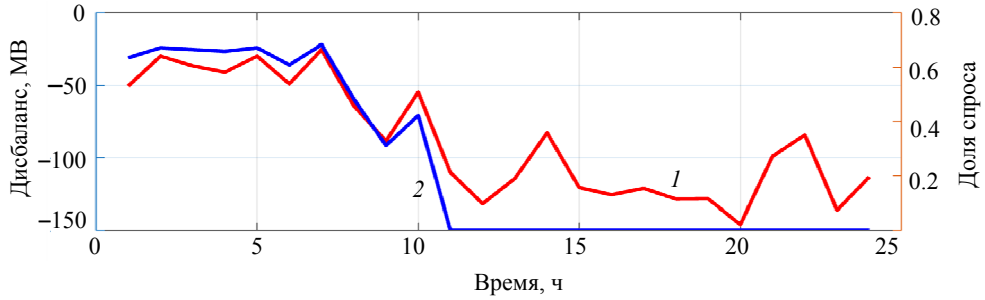


Рис. 4. Системный дисбаланс и соотношение обслуживаемых клиентов
Fig. 4. Systemic imbalance and the ratio of served clients

руемый спрос, объем выработанной электроэнергии, дисбаланс и коэффициент обслуживания. Значения, в основном близкие к нулю, подтверждают, что система обеспечивает почти весь спрос. Периодические скачки коррелируют с отказами узлов и периодами высокой нагрузки.

Поддержание значений в основном выше 95–99 % указывает на высокую надежность с минимальными отклонениями только в периоды пиковой нагрузки. Отклонения, как правило, находятся в пределах ±10 %, что подтверждает эффективность байесовского/вероятностного модуля прогнозирования. Данные подтверждают справедливое распределение при нормальной работе и адаптивное перераспределение при отказах.

Результаты показывают, что дисбаланс мощности остается отрицательным на протяжении всего периода моделирования; это свидетельствует о том, что распределенной генерации, обеспечиваемой активными узлами, недостаточно для полного удовлетворения спроса в заданных условиях эксплуатации. В начальные часы дисбаланс относительно невелик, что отражает частичное покрытие потребности в нагрузке. Но по мере накопления отказов узлов и сокращения числа активных узлов дисбаланс существенно возрастает.

Значительное ухудшение ситуации наблюдается после нескольких последовательных отказов узлов, когда объем вырабатываемой мощности резко снижается, несмотря на наличие в системе достаточных суммарных генерирующих мощностей. В результате дисбаланс приближается к значению, равному по модулю суммарной потребности, что указывает на поставку потребителям незначительной части необходимой энергии. Такая динамика говорит о том, что ограничивающим фактором в моделируемой среде служит не общая мощность генерации, а доступность и координация работы распределенных узлов управления.

Рост отрицательного дисбаланса свидетельствует об уязвимости базовой стратегии балансировки нагрузки к устойчивым отказам узлов и подчеркивает необходимость внедрения передовых механизмов обеспечения отказоустойчивости, таких как системы самовосстановления (оркестрация), адаптивное перераспределение ресурсов и интеллектуальные алгоритмы принятия решений. Таким образом, показатель дисбаланса выступает основным индикатором адекватности и эксплуатационной надежности системы, предоставляя количественные данные о влиянии отказов на способность распределенной системы управления энергопотреблением обеспечивать надежное энергоснабжение.

Таблица результатов
Results table

Час	В целом по генерации, МВ	Фактический спрос, МВ	Прогнозируемый спрос, МВ	Отпущенная генерация, МВ	Дисбаланс, МВ	Коэффициент обслуживания
1	148.37	138.52	130.4	88.08	–50.444	0.63584
2	193.11	90.366	74.833	60.755	–29.611	0.67232
3	160.66	108.84	116.9	72.45	–36.388	0.66567
4	171.83	119.43	132.42	78.704	–40.727	0.65899
5	149.41	90.474	97.32	60.828	–29.647	0.67232
6	165.62	125.18	145.58	76.294	–48.883	0.60949
7	181.53	79.626	68.678	54.432	–25.194	0.68359
8	184.23	123.99	110.95	60.00	–63.995	0.48389
9	180.58	128.52	134.65	40.00	–88.517	0.31124
10	188.51	94.599	106.16	40.00	–54.599	0.42284
11	170.85	110.3	136.44	0	–110.3	0
12	205.29	131.89	133.4	0	–131.89	0
13	144.90	114.47	117.67	0	–114.47	0
14	215.49	82.848	89.079	0	–82.848	0
15	181.05	120.81	117.67	0	–120.81	0
16	176.98	125.66	125.33	0	–125.66	0
17	146.73	121.27	122.44	0	–121.27	0
18	149.25	128.67	130.52	0	–128.67	0
19	201.95	128.46	152.3	0	–128.46	0
20	226.70	145.99	162.05	0	–145.99	0
21	164.05	99.004	95.399	0	–99.004	0
22	188.62	84.272	88.249	0	–84.272	0
23	203.91	136.32	124.88	0	–136.32	0
24	208.62	113.44	107.5	0	–113.44	0

Проведенное моделирование демонстрирует, что предложенная распределенная архитектура, ориентированная на Kubernetes, с интегрированными модулями интеллектуального принятия решений обеспечивает стабильную работу промышленной энергетической системы в условиях неопределенности и отказах вычислительных узлов. Система поддерживает высокий уровень покрытия спроса (коэффициент обслуживания близок к 1), минимизирует энергетический дисбаланс даже при стохастических колебаниях генерации и нагрузки, а также динамически перераспределяет вычислительные и управляющие задачи в случае отключения узлов. Механизмы прогнозирования, основанные на вероятностном моделировании, обеспечивают приемлемую точность прогнозирования, позволяя применять адаптивные стратегии управления, которые снижают негативное влияние изменчивости и возмущений. Эксперименты показывают, что при одновременных пиковых нагрузках и множественных отказах могут возникать краткосрочные отклонения баланса и незначительное снижение уровня обслуживания, что указывает на необходимость дальнейшей оптимизации политики резервирования и адаптивных стратегий обучения.

Выводы и заключение. Основным результатом исследования служит демонстрация того, что распределенная система управления энергопотреблением, объединяющая координацию распределенных ресурсов, вероятностное прогнозирование спроса и интеллектуальное отказоустойчивое управление, способна функционировать в рамках единой киберфизической платформы, сохраняя работоспособность в условиях неопределенности и отказов узлов, обеспечивая при этом адаптивное распределение энергоресурсов. Дальнейшее развитие проблемы должно быть сосредоточено на динамическом распределении ресурсов на основе глубокого обучения с подкреплением, включении более подробных физических моделей энергопотребления, крупномасштабном стресс-тестировании методом Монте-Карло и проверке в реальном кластере Kubernetes с помощью экспериментов с аппаратным моделированием. Дополнительные направления исследований включают анализ отказоустойчивости в области кибербезопасности, экономическую оптимизацию в условиях реальных тарифных структур и пилотное развертывание в промышленных условиях для проверки долгосрочной надежности и экономической эффективности.

Список литературы

1. Evolution of software in automated production systems: Challenges and research directions / B. Vogel-Heuser, A. Fay, I. Schaefer, M. Tichy // J. of Syst. and Software. 2015. Vol. 110. P. 54–84. doi: 10.1016/j.jss.2015.08.026.

2. Богатырев В. А, Богатырев А. В., Богатырев С. В. Оценка надежности выполнения кластерами запросов в режиме реального времени // Изв. вузов. Приборостроение. 2014. Т. 57, № 4. С. 46–48.

3. Фунг В. К., Богатырев В. А. Задержки и надежность обслуживания запросов в виртуальном компьютерном кластере // Вестн. ТомГУ. Управление, вычислительная техника и информатика. 2024. № 68. С. 48–58. doi: 10.17223/19988605/68/5.

4. Оценка вероятностно-временных характеристик компьютерной системы с контейнерной виртуализацией / В. К. Фунг, В. А. Богатырев, Н. С. Кармановский, Лэ В. Х. // Науч.-техн. вестн. ИТМО. 2024. Т. 24, № 2. С. 249–255. doi: 10.17586/2226-1494-2024-24-2-249-255.

5. Папков Б. В., Илюшин П. В., Куликов А. Л. Надежность и эффективность современного электроснабжения. Нижний Новгород: Научно-издательский центр «XXI век», 2021. 160 с.

6. Фам Ч. Ш., Воропай Н. И. Оценка режимной надежности системы электроснабжения с распределенной генерацией на основе концепции риска // Вестн. ИрГТУ. 2012. № 12(71). С. 217–224.

7. Pathak A., Bansal V. AI as decision aid or delegated agent: The effects of trust dimensions on the adoption of AI digital agents // Computers in Human Behavior Artificial Humans. 2024. Vol. 2(7). Art. 100094. doi: 10.1016/j.chbah.2024.100094

8. Orumwense E., Aboalez K. The role of cloud computing in energy cyber-physical systems // SSRN Electronic J. 2020. No. 3740717. P. 1–12.

9. Real-Time Kubernetes-based front-end processor for smart grid / T. Kim, H. Kim, S. K. Cho, Y. S. Kim, B. K. Song, B. K. Song, J. Kim // Electronics. 2025. Vol. 14, no. 12. P. 2377–2392. doi: 10.3390/electronics14122377.

10. Wermann A. G., Wickboldt J. A. KTWIN: A serverless Kubernetes-based digital twin platform. Master's thesis in computer science. Federal University of Rio Grande do Sul. Porto Alegre. 2024. P. 1–108. doi: 10.48550/arXiv.2408.01635.

11. Fuzzy logic-based energy management in smart grids for renewable integration / G. Sharma, V. V. Raju, H. Dhall, P. Sudan, B. Reddy, I. Alpackaya // E3S Web of Conf. (AMGSE-2024, Gurugram, India). 2024. Vol. 511. Art. 01013. doi: 10.1051/e3sconf/202451101013.

12. Deep reinforcement learning-based distribution network planning method considering renewable energy / L. Ma, C. Si, K. Wang, J. Luo, S. Jiang, Y. Song // Energies. 2025. Vol. 18, № 5. Art. 1254. doi: 10.3390/en18051254.

13. Multiagent Bayesian deep reinforcement learning for microgrid energy management under communication failures / H. Zhou, A. Aral, I. Brandić, M. Erol-Kantarci // IEEE Internet of Things J. 2022. Vol. 9, no. 14. P. 11685−11698. doi: 10.1109/JIOT.2021.3131719.

14. Energy management under uncertainty for hybrid microgrids: From data to decision-making / F. Moazzen, M. Hossain, L. Li, B. Mohammadi-ivatloo // IET Renewable Power Generation. 2025. Vol. 19, no. 1. Art. e70174. doi: 10.1049/rpg2.70174.

15. Autonomous systems and reliability assessment: A systematic review / O. Kalesanwo, S. O. Kuyoro, E. Monday, A. Oludele // Am. J. of Artificial Intelligence. 2020. Vol. 4, no. 1. P. 30–45. doi: 10.11648/j.ajai.20200401.13.

16. Pathak A. AI-Driven data center infrastructure, mechanical piping systems, and reliability engineering: energy optimization, fault prediction // Intern. J. of Emerging Research in Engin. and Technol. 2026. Vol. 7, no. 1. P. 135–145. doi: 10.63282/3050-922X.IJERET-V7I1P119.

17. Borg, Omega and Kubernetes / B. Burns, B. Grant, D. Oppenheimer, E. Brewer, J. Wilkes // Syst. Evolution. 2016. P. 70-93.

18. Resource management with deep reinforcement learning / H. Mao, M. Alizadeh, I. Menache, S. Kandula // HotNets'16. Atlanta, GA, USA, 2016. P. 50–56.

19. Microservice architecture reconstruction and visualization techniques: A review / Černý T., A. Abdelfattah, V. Bushong, A. Maruf, D. Taibi // ArXiv.2207.02988. 2020. doi: 10.48550/arXiv.2207.02988.

20. Modeling of future cyber-physical energy systems for distributed sensing and control / M. Ilic, L. Xie, U. Khan, J. M. F. Moura // IEEE Trans. on Syst., Man, and Cybernetics – Part A: Syst. and Humans. 2010. Vol. 40, no. 4. P. 825−838. doi: 10.1109/TSMCA.2010.2048026.

21. Ahmadi el S. E. A., Abbadi el L. A. Predictive self-healing model for optimizing production lines: Integrating AI and IoT for autonomous fault detection and correction // Engin. Proc. 2025. Vol. 97, no. 1. doi: 10.3390/engproc2025097006.

22. Moving microgrid hierarchical control to an SDN-based Kubernetes cluster: A framework for reliable and flexible energy distribution / R. E. P. Guzman, M. Rivera, Y. Salgueiro, C. R. Baier, P. Wheeler // Sensors. 2023. Vol. 23, no. 7. P. 3395. doi: 10.3390/s23073395.

23. Kubernetes-container-cluster-based architecture for an energy management system / Z. Li, H. Wei, Z. Lyu, Ch. Lian // IEEE Access. 2021. Vol. 99. P. 84596–84604. doi: 10.1109/ACCESS.2021.3081559.

24. Богатырев В. А., Богатырев С. В. Оценка надежности компьютерных систем с учетом поэтапного восстановления аппаратуры и информации // Изв. вузов. Приборостроение. 2016. № 12. С. 975–979. doi: 10.17586/0021-3454-2016-59-12-975-979.

25. Bassir D. Smart manufacturing, structural health monitoring and digital twins // Proc. of the 1st Intern. Conf. (ICSSD 2025). Dongguan, China, 2025. No. 80. P. 1–276.

Информация об авторе

Чудинова Александра Анатольевна – аспирант факультета программной инженерии и компьютерной техники, Университет ИТМО, Кронверкский пр., 49, Санкт-Петербург, 197101, Россия.
E-mail: alexandra.a.chudinova@mail.ru
http://orcid.org/0000-0003-4171-6964

References

1. Evolution of software in automated production systems: Challenges and research directions / B. Vogel-Heuser, A. Fay, I. Schaefer, M. Tichy // J. of Syst. and Software. 2015. Vol. 110. P. 54−84. doi: 10.1016/j.jss.2015.08.026.

2. Bogatyrev V. A, Bogatyrev A. V., Bogatyrev S. V. Ocenka nadezhnosti vypolnenija klasterami zaprosov v rezhime real'nogo vremeni // Izv. vuzov. Priborostroenie. 2014. T. 57, № 4. S. 46–48. (In Russ.).

3. Fung V. K., Bogatyrev V. A. Zaderzhki i nadezhnost' obsluzhivanija zaprosov v virtual'nom komp'juternom klastere // Vestn. TomGU. Upravlenie, vychislitel'naja tehnika i informatika. 2024. № 68. S. 48–58. doi: 10.17223/19988605/68/5. (In Russ.).

4. Ocenka verojatnostno-vremennyh harakteristik komp'juternoj sistemy s kontejnernoj virtualizaciej / V. K. Fung, V. A. Bogatyrev, N. S. Karmanovskij, Lje V. H. // Nauch.-tehn. vestn. ITMO. 2024. T. 24, № 2. S. 249–255. doi: 10.17586/2226-1494-2024-24-2-249-255. (In Russ.).

5. Papkov B. V., Iljushin P. V., Kulikov A. L. Nadjozhnost' i jeffektivnost' sovremennogo jelektrosnabzhenija. Nizhnij Novgorod: Nauchno-izdatel'skij centr «XXI vek», 2021. 160 s. (In Russ.).

6. Fam Ch. Sh., Voropaj N. I. Ocenka rezhimnoj nadezhnosti sistemy jelektrosnabzhenija s raspredelennoj generaciej na osnove koncepcii riska // Vestn. IrGTU. 2012. № 12(71). S. 217–224.

7. Pathak A., Bansal V. AI as decision aid or delegated agent: The effects of trust dimensions on the adoption of AI digital agents // Comp. in Human Behavior Artificial Humans. 2024. Vol. 2(7). Art. 100094. doi: 10.1016/j.chbah.2024.100094. (In Russ.).

8. Orumwense E., Aboalez K. The role of cloud computing in energy cyber-physical systems // SSRN Electronic J. 2020. No. 3740717. P. 1–12.

9. Real-time kubernetes-based front-end processor for smart grid / T. Kim, H. Kim, S. K. Cho, Y. S. Kim, B. K. Song, B. K. Song, J. Kim // Electronics. 2025. Vol. 14, no. 12. P. 2377–2392. doi: 10.3390/electronics14122377.

10. Wermann A. G., Wickboldt J. A. KTWIN: A serverless Kubernetes-based digital twin platform. Master's

thesis in computer science. Federal University of Rio Grande do Sul. Porto Alegre. 2024. P. 1–108. doi: 10.48550/arXiv.2408.01635.

11. Fuzzy logic-based energy management in smart grids for renewable integration / G. Sharma, V. V. Raju, H. Dhall, P. Sudan, B. Reddy, I. Alpackaya // E3S Web of Conf. (AMGSE-2024, Gurugram, India). 2024. Vol. 511. Art. 01013. doi: 10.1051/e3sconf/202451101013.

12. Deep reinforcement learning-based distribution network planning method considering renewable energy / L. Ma, C. Si, K. Wang, J. Luo, S. Jiang, Y. Song // Energies. 2025. Vol. 18, № 5. Art. 1254. doi: 10.3390/en18051254.

13. Multiagent Bayesian deep reinforcement learning for microgrid energy management under communication failures / H. Zhou, A. Aral, I. Brandić, M. Erol-Kantarci // IEEE Internet of Things J. 2022. Vol. 9, no. 14. P. 11685−11698. doi: 10.1109/JIOT.2021.3131719.

14. Energy management under uncertainty for hybrid microgrids: From data to decision-making / F. Moazzen, M. Hossain, L. Li, B. Mohammadi-ivatloo // IET Renewable Power Generation. 2025. Vol. 19, no. 1. Art. e70174. doi: 10.1049/rpg2.70174.

15. Autonomous systems and reliability assessment: A systematic review / O. Kalesanwo, S. O. Kuyoro, E. Monday, A. Oludele // Am. J. of Artificial Intelligence. 2020. Vol. 4, no. 1. P. 30–45. doi: 10.11648/j.ajai.20200401.13.

16. Pathak A. AI-Driven data center infrastructure, mechanical piping systems, and reliability engineering: energy optimization, fault prediction // Intern. J. of Emerging Research in Engin. and Technol. 2026. Vol. 7, no. 1. P. 135–145. doi: 10.63282/3050-922X.IJERET-V7I1P119.

17. Borg, Omega and Kubernetes / B. Burns, B. Grant, D. Oppenheimer, E. Brewer, J. Wilkes // Syst. Evolution. 2016. P. 70-93.

18. Resource management with deep reinforcement learning / H. Mao, M. Alizadeh, I. Menache, S. Kandula // HotNets'16. Atlanta, GA, USA, 2016. P. 50–56.

19. Microservice architecture reconstruction and visualization techniques: A review / Černý T., A. Abdelfattah, V. Bushong, A. Maruf, D. Taibi // ArXiv.2207.02988. 2020. doi: 10.48550/arXiv.2207.02988.

20. Modeling of future cyber-physical energy systems for distributed sensing and control / M. Ilic, L. Xie, U. Khan, J. M. F. Moura // IEEE Trans. on Syst., Man, and Cybernetics – Part A: Syst. and Humans. 2010. Vol. 40, no. 4. P. 825−838. doi: 10.1109/TSMCA.2010.2048026.

21. Ahmadi el S. E. A., Abbadi el L. A. Predictive self-healing model for optimizing production lines: Integrating ai and IoT for autonomous fault detection and correction // Engin. Proc. 2025. Vol. 97, no. 1. doi: 10.3390/engproc2025097006.

22. Moving microgrid hierarchical control to an SDN-based Kubernetes cluster: A framework for reliable and flexible energy distribution / R. E. P. Guzman, M. Rivera, Y. Salgueiro, C. R. Baier, P. Wheeler // Sensors. 2023. Vol. 23, no. 7. P. 3395. doi: 10.3390/s23073395.

23. Kubernetes-container-cluster-based architecture for an energy management system / Z. Li, H. Wei, Z. Lyu, Ch. Lian // IEEE Access. 2021. Vol. 99. P. 84596–84604. doi: 10.1109/ACCESS.2021.3081559.

24. Bogatyrev V. A., Bogatyrev S. V. Ocenka nadezhnosti komp'juternyh sistem s uchetom pojetapnogo vosstanovlenija apparatury i informacii // Izv. vuzov. Priborostroenie. 2016. № 12. S. 975–979. doi: 10.17586/0021-3454-2016-59-12-975-979. (In Russ.).

25. Bassir D. Smart manufacturing, structural health monitoring and digital twins // Proc. of the 1st Intern. Conf. (ICSSD 2025). Dongguan, China, 2025. No. 80. P. 1–276.

Information about the author

Alexandra A. Chudinova – postgraduate student at the Faculty of Software Engineering and Computer Engineering, ITMO University, Kronverksky pr., 49, St. Petersburg, 197101, Russia.
E-mail: alexandra.a.chudinova@mail.ru
http://orcid.org/0000-0003-4171-6964

Статья поступила в редакцию 30.02.2026; принята к публикации после рецензирования 17.06.2026; опубликована онлайн 23.10.2026.

Submitted 30.02.2026; accepted 17.06.2026; published online 23.10.2026.