

Ишмакова Алсу Газинуровна,
магистр 2 курса энергетического факультета,
ФГБОУ ВО «Башкирский государственный аграрный университет»
Ishmakova Alsu Gazinurovna,
2nd year master of the Faculty of Energy,
Bashkir State Agrarian University

Балтиков Денис Фаилевич,
к.т.н., доцент кафедры электроснабжения и
автоматизации технологических процессов,
ФГБОУ ВО «Башкирский государственный аграрный университет»
Baltikov Denis Failevich,
PhD, Associate Professor of the Department of Power
Supply and Automation of Technological Processes,
Bashkir State Agrarian University

**РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ АВТОМАТИЗАЦИИ ЭНЕРГООБЕСПЕЧЕНИЯ
ПРЕДПРИЯТИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА
DEVELOPMENT OF AN ENTERPRISE POWER SUPPLY AUTOMATION
SYSTEM USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

Аннотация. В статье рассматривается разработка интеллектуальной системы автоматизации энергообеспечения предприятия с применением технологий искусственного интеллекта. Актуальность исследования обусловлена необходимостью повышения энергоэффективности предприятий в условиях роста стоимости энергоресурсов и ужесточения экологических требований. Цель работы заключается в создании системы, способной автономно оптимизировать расход энергоресурсов на основе анализа данных в реальном времени.

Разработанная система обеспечивает переход от реактивного к предиктивному управлению энергопотреблением, позволяя снизить операционные затраты при сохранении качества энергообеспечения и комфорта. Система поддерживает интеграцию с существующей инфраструктурой через стандартные протоколы и обладает возможностями масштабирования.

Abstract. The article discusses the development of an intelligent energy supply automation system for organizations using artificial intelligence technologies. The relevance of the research is due to the need to improve energy efficiency of enterprises in the context of rising energy costs and stricter environmental requirements. The aim of this work is to create a system capable of autonomously optimizing energy consumption based on real-time data analysis.

The developed system ensures a transition from reactive to predictive energy management, allowing to reduce operating costs while maintaining the quality of energy supply and comfort. The system supports integration with existing infrastructure through standard protocols and has scalability capabilities.

Ключевые слова: Энергоэффективность, искусственный интеллект, машинное обучение, нейронные сети, обучение с подкреплением, IoT, автоматизация энергопотребления, прогнозирование, оптимизация.

Keywords: Energy efficiency, artificial intelligence, machine learning, neural networks, reinforcement learning, IoT, energy consumption automation, forecasting, optimization.



Введение. Энергоэффективность становится одним из ключевых факторов экономической устойчивости любого предприятия. Значительная часть операционных расходов предприятий приходится на оплату энергоресурсов, однако потенциал для снижения этих затрат часто остается нереализованным. Традиционные системы управления энергопотреблением, основанные на жестких алгоритмах или ручном регулировании, не способны гибко реагировать на изменения внешней среды и внутренних процессов [5]. Это приводит к нерациональному использованию электроэнергии, тепла и воды. Типичными проблемами являются работа климатического оборудования в пустых помещениях, освещение в дневное время при достаточном естественном свете, а также неоптимальное распределение нагрузок в часы пик. Человеческий фактор также играет негативную роль: персонал часто забывает отключать оборудование или не обладает достаточной квалификацией для тонкой настройки систем [4].

Одним из главных параметров модернизации является постоянный рост стоимости энергоресурсов. Увеличение тарифов, износ инфраструктуры и общие инфляционные процессы оказывают существенное давление на бюджет предприятий. В таких условиях простое снижение потребления за счет ограничения комфорта или производственных мощностей не является жизнеспособной стратегией, так как может негативно сказаться на основной деятельности. Требуется интеллектуальный подход, позволяющий сохранять качество предоставляемых услуг и уровень производительности при минимизации затрат [1].

Неэффективное использование энергии ведет к увеличению углеродного следа, что становится критичным параметром для репутации компании и соответствия международным стандартам. Внедрение технологий искусственного интеллекта (ИИ) открывает новые возможности для решения этих проблем, позволяя переходить от реактивного управления к предиктивному. ИИ способен анализировать большие объемы гетерогенных данных в реальном времени, выявлять скрытые закономерности потребления и адаптировать работу оборудования под текущие нужды без вмешательства человека [4]. Это делает тему разработки автоматизированных систем энергообеспечения на базе ИИ высокоактуальной как с экономической, так и с технологической точки зрения, обуславливая необходимость дальнейших исследований и практических внедрений в данной области [2].

Целью данного исследования является разработка интеллектуальной системы управления энергопотреблением предприятия, способной автономно оптимизировать расход ресурсов на основе анализа данных в реальном времени. Ключевой фокус делается на внедрении алгоритмов машинного обучения для прогнозирования нагрузок и автоматического регулирования инженерного оборудования. Это позволит минимизировать операционные издержки без снижения качества энергообеспечения и комфорта для сотрудников.

Методика. Эффективное управление энергоресурсами невозможно без надежной системы мониторинга и контроля. На современном рынке представлено несколько классов решений, которые составляют основу инфраструктуры энергоменеджмента. К ним относятся SCADA-системы, системы управления зданием (BMS) и специализированные IoT-платформы. Каждая из этих категорий имеет свои преимущества и ограничения, которые необходимо учитывать при проектировании интеллектуальной системы [7].

SCADA-системы являются стандартом де-факто в промышленной автоматизации. Они предназначены для сбора телеметрической данных с оборудования в реальном времени, визуализации процессов и диспетчерского управления. Основные преимущества SCADA заключаются в высокой надежности, поддержке широкого спектра промышленных протоколов (Modbus, OPC, Profibus) и возможности работы в жестких условиях эксплуатации [1]. Однако традиционные SCADA-системы ориентированы преимущественно на реактивное управление: оператор реагирует на аварийные сигналы или отклонения от заданных уставок.



Встроенные средства аналитики в них часто ограничены базовой статистикой, а функции прогнозирования и самообучения отсутствуют. Внедрение алгоритмов ИИ в SCADA требует сложной интеграции со сторонними вычислительными модулями, так как архитектура этих систем зачастую закрыта и жестко структурирована.

Системы управления зданием (BMS – Building Management Systems) фокусируются на инженерной инфраструктуре коммерческих и жилых зданий. BMS объединяет подсистемы отопления, вентиляции, кондиционирования (HVAC), освещения, электроснабжения и безопасности в единый контур управления. Главная цель BMS – обеспечение комфорта пользователей при соблюдении нормативных требований. Современные BMS позволяют задавать сценарии работы оборудования (например, «ночной режим» или «выходной день»). Несмотря на высокий уровень интеграции, большинство BMS работают на основе заранее запрограммированных логических правил. Они не способны адаптироваться к непредсказуемым изменениям, таким как внезапное изменение погоды или нестандартный график присутствия людей. Кроме того, внедрение и настройка BMS часто сопряжены с высокими затратами и зависимостью от конкретного вендора, что затрудняет гибкую модернизацию алгоритмов управления [6].

IoT-платформы (Internet of Things) представляют собой более современный подход, основанный на облачных технологиях и сетевом взаимодействии устройств. IoT-решения обеспечивают высокую масштабируемость и позволяют собирать данные с огромного количества распределенных датчиков с минимальными затратами на кабельную инфраструктуру [7]. Облачная архитектура облегчает хранение больших объемов данных (Big Data) и предоставляет удобные инструменты для визуализации через веб-интерфейсы и мобильные приложения. IoT-платформы наиболее готовы к интеграции с сервисами машинного обучения, так как данные изначально отображаются в цифровом виде. Однако у них существуют уязвимости в плане безопасности передачи данных, зависимость от качества интернет-соединения и потенциальные задержки при передаче команд управления, что критично для аварийных ситуаций.

Внедрение технологий искусственного интеллекта (ИИ) в сферу энергоменеджмента переход от реактивного управления к предиктивному и адаптивному. Традиционные методы, основанные на статических правилах, не способны учитывать многофакторную динамику современного энергопотребления. ИИ позволяет обрабатывать большие массивы данных, выявлять скрытые зависимости и принимать оптимальные решения в реальном времени. Ключевыми направлениями применения ИИ в данной области являются машинное обучение для прогнозирования, нейронные сети для оптимизации режимов и обучение с подкреплением для автоматического управления [3].

Машинное обучение для прогнозирования является фундаментом интеллектуальной системы энергообеспечения. Точность планирования закупок энергии и распределения нагрузок напрямую зависит от качества прогноза потребления. Алгоритмы машинного обучения анализируют исторические данные за несколько лет, учитывая сезонность, календарные события (праздники, выходные) и производственные планы. Особое внимание уделяется внешним факторам, таким как метеорологические условия (температура, влажность, солнечная радиация), которые критически влияют на работу систем отопления и кондиционирования. В отличие от простых статистических методов, модели машинного обучения способны адаптироваться к изменяющимся трендам, снижая ошибку прогнозирования до 5-10% [2]. Это позволяет предприятию избегать штрафов за превышение заявленной мощности и снижать затраты на покупку электроэнергии в часы пик.

Нейронные сети для оптимизации используются для моделирования сложных нелинейных процессов, характерных для инженерной инфраструктуры здания. Глубокие



нейронные сети, в частности рекуррентные сети (RNN) и сети долгой краткосрочной памяти (LSTM), эффективно работают с временными рядами. Они способны строить «цифровой двойник» энергосистемы предприятия, моделируя тепловую инерцию помещений, эффективность работы chillеров и насосов в различных режимах. Это позволяет находить глобальный оптимум потребления: например, заранее охладить здание ночью по низкому тарифу, чтобы днем минимизировать работу кондиционеров. Кроме того, нейросетевые модели применяются для обнаружения аномалий – они мгновенно фиксируют нехарактерное поведение оборудования, указывающее на неисправности, утечки ресурсов или несанкционированное подключение, что предотвращает потери энергии [6].

Машинное обучение представляет собой наиболее продвинутый уровень автоматизации, позволяющий системе самостоятельно обучаться управлению без явно заданных правил. В этой парадигме агент ИИ взаимодействует со средой (энергосистемой здания), совершая действия (изменение уставок, включение/выключение оборудования) и получая вознаграждение или штраф в зависимости от достигнутых результатов [3]. Целевая функция обычно балансирует между минимизацией энергозатрат и поддержанием комфортных условий для персонала. Агент методом проб и ошибок (часто сначала в симуляции) находит оптимальную стратегию управления, которая может быть неочевидна для человека-оператора.

Результаты исследований. Разработанная система автоматизации энергообеспечения представляет собой многоуровневую архитектуру, объединяющую технологии Интернета вещей (IoT), облачные вычисления и искусственный интеллект. Система спроектирована с учетом принципов модульности, масштабируемости и отказоустойчивости, что позволяет адаптировать ее под предприятия различной величины и сложности инфраструктуры.

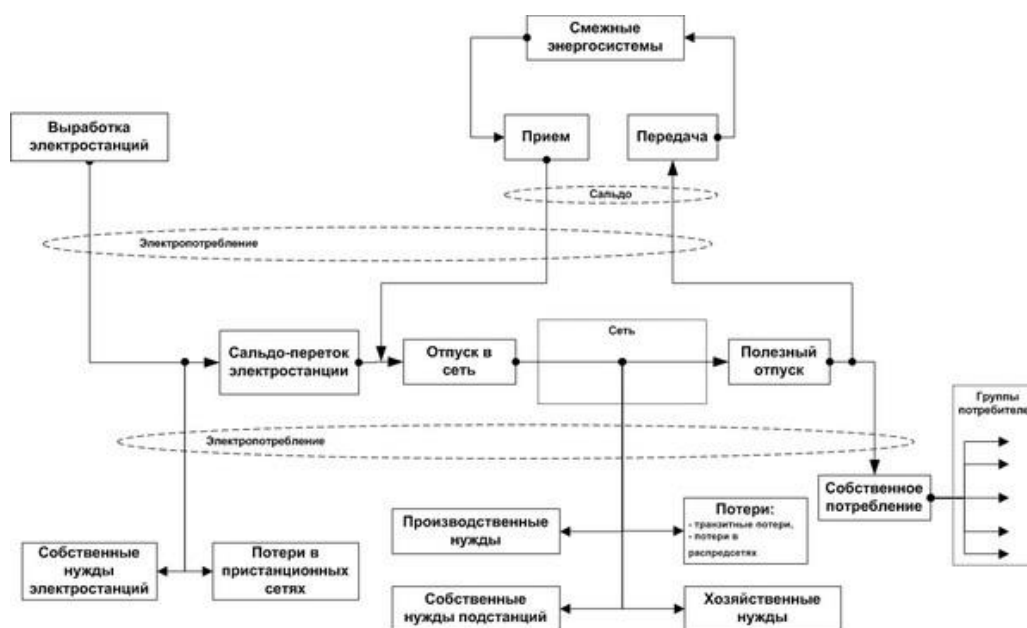


Рисунок 1. Схема работы системы электрификации

Уровень сбора данных. Нижний уровень системы отвечает за первичный сбор информации о потреблении энергоресурсов. На этом уровне разворачивается сеть интеллектуальных датчиков и счетчиков, охватывающая все основные точки потребления: электроснабжение, отопление, вентиляцию, кондиционирование, освещение и водоснабжение.



Для обеспечения совместимости с различным оборудованием система поддерживает множественные протоколы связи. Промышленные устройства подключаются через проводные интерфейсы RS-485 с использованием протоколов Modbus RTU и OPC UA, что гарантирует высокую надежность передачи критически важных данных. Беспроводные сенсоры работают на базе протоколов ZigBee, LoRaWAN или NB-IoT, что упрощает монтаж и снижает стоимость развертывания системы в существующих зданиях без необходимости прокладки дополнительных кабельных трасс.

Умные счетчики электроэнергии фиксируют потребление с интервалом от 1 до 15 минут, передавая данные о активной и реактивной мощности, напряжении, токе и коэффициенте мощности. Датчики окружающей среды измеряют температуру, влажность, уровень освещенности и концентрации CO₂ в помещениях. Датчики присутствия и движения позволяют отслеживать фактическую загрузку помещений в реальном времени.

Уровень предварительной обработки. Промежуточный уровень выполняет функции агрегации данных и их первичной обработки. Шлюзы собирают информацию от периферийных устройств, выполняют нормализацию данных и конвертацию протоколов. Важной функцией этого уровня является фильтрация шумов и обнаружение очевидных аномалий в показаниях датчиков, что снижает нагрузку на вышестоящие уровни системы.

Технологии граничных вычислений позволяют выполнять простейшие алгоритмы управления непосредственно на шлюзах. Это обеспечивает работу системы в автономном режиме при потере связи с облачным сервером и снижает задержки при принятии критических решений. Например, при резком скачке потребления шлюз может мгновенно отправить команду на отключение некритичных нагрузок, не дожидаясь ответа от центрального сервера.

Уровень облачной платформы. Центральным элементом архитектуры является облачная платформа, отвечающая за хранение, обработку и анализ данных. Платформа построена на микросервисной архитектуре, где каждый функциональный модуль работает как независимый сервис с собственным API. Такой подход обеспечивает гибкость масштабирования и упрощает обновление отдельных компонентов системы без остановки всей платформы.

Система хранения данных использует гибридный подход. Временные ряды показаний датчиков сохраняются в специализированной базе данных временных рядов, оптимизированной для быстрой записи и агрегации больших объемов данных. Структурированные данные о конфигурации системы, пользователях и оборудовании хранятся в реляционной базе данных. Для долгосрочного архивирования и углубленной аналитики данные периодически выгружаются в облачное хранилище.

Уровень искусственного интеллекта. Этот уровень представляет собой интеллектуальное ядро системы. Здесь реализованы три основных компонента: модуль прогнозирования, модуль оптимизации и модуль обнаружения аномалий.

Модуль прогнозирования использует ансамбль алгоритмов машинного обучения. Для краткосрочного прогнозирования (на несколько часов вперед) применяются нейронные сети, способные учитывать временные зависимости и сезонность.



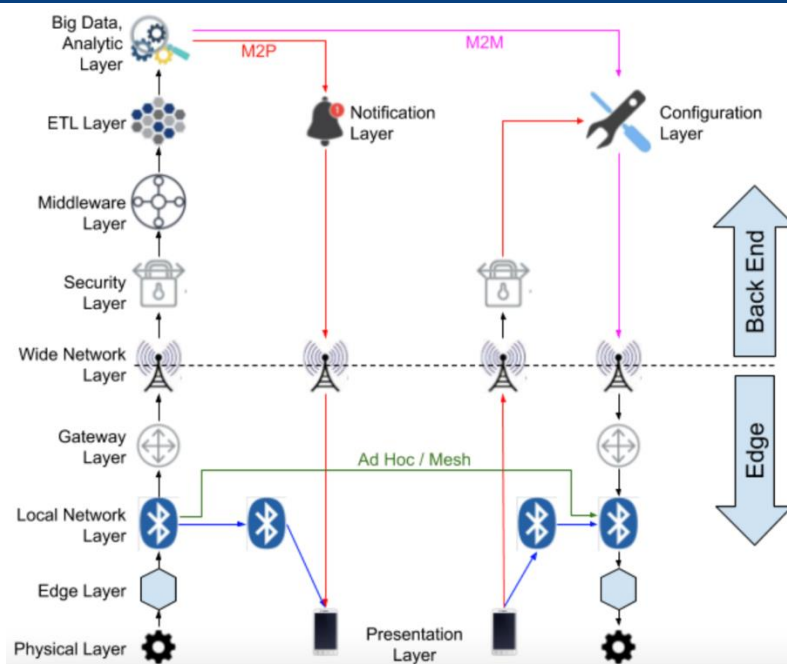


Рисунок 2. Схема работы системы оповещения и передачи откликов

Модуль оптимизации решает задачу распределения нагрузок с учетом множественных ограничений. Здесь применяются как классические методы математического программирования (линейное и нелинейное программирование), так и эвристические алгоритмы (генетические алгоритмы, роевой интеллект). Для динамической адаптации параметров управления в реальном времени внедрен агент обучения с подкреплением, который непрерывно обучается на основе обратной связи от системы.

Модуль обнаружения аномалий использует машинное обучение для выявления нестандартных ситуаций: неисправностей оборудования, утечек ресурсов, несанкционированного доступа. Система способна обнаруживать отклонения, которые не очевидны при ручном мониторинге.

Уровень управления и интеграции. Данный уровень отвечает за исполнение управляющих воздействий и интеграцию с внешними системами. На основе рекомендаций AI-модулей формируются управляющие команды для инженерного оборудования: изменение уставок термостатов, регулирование производительности чиллеров и насосов, управление освещением, переключение между источниками энергии.

Система поддерживает интеграцию с существующими системы через стандартные серверы. Это позволяет не заменять имеющуюся инфраструктуру, а дополнять ее интеллектуальными функциями. Реализован механизм безопасного управления: все критические команды проходят валидацию на соответствие заданным ограничениям и могут быть заблокированы оператором.

Уровень представления данных. Верхний уровень обеспечивает взаимодействие с пользователями системы. Веб-интерфейс и мобильное приложение предоставляют визуализацию текущего состояния энергопотребления, исторические отчеты, прогнозы и рекомендации. Панели управления настраиваются индивидуально под роли пользователей: оператор, энергетик, руководитель. Система уведомлений информирует ответственных лиц о критических событиях через e-mail, SMS или push-уведомления.

Вывод. Разработанная многоуровневая архитектура системы с интеграцией алгоритмов машинного обучения и обучения с подкреплением позволяет перейти от



реактивного управления энергопотреблением к предиктивному, обеспечивая значительную экономию ресурсов. Внедрение данного решения гарантирует оптимизацию операционных затрат без снижения уровня комфорта и производительности предприятия за счет автономной адаптации к изменениям внешней среды.

Список литературы:

1. Курбангалиева Д. Л., Курбангалиев Т. Р., Усманов Р. Р., Яхин Ш. Р. Интеграция методов машинного обучения в электроэнергетическом секторе для снижения коммерческих потерь: обзор практики в сетевой организации // Бизнес-информатика. – 2025. – Т. 19. – № 4. – С. 68–87. – DOI: 10.17323/2587-814X.2025.4.68.87.
2. Кассем С. А., Ибрагим А. Х. А., Хасан А. М., Логачева А. Г. Прогнозирование электропотребления предприятия с применением искусственных нейронных сетей // Вестник Тюменского государственного университета. Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика. – 2021. – Т. 7. – № 1 (25). – С. 177–193. – DOI: 10.21684/2411-7978-2021-7-1-177-193.
3. Моргоева А. Д., Моргоев И. Д., Ключев Р. В., Хетагуров В. Н., Гаврина О. А. Краткосрочное прогнозирование электропотребления обогатительной фабрики // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2023. – № 5-1. – С. 157–169. – DOI: 10.25018/0236_1493_2023_51_0_157.
4. Мохирева А. О., Логинова П. В., Мелехин Е. М., Костарев В. И. Системы адаптивного регулирования освещения в умных зданиях // AlfaBuild. – 2018. – № 2 (4). – С. 34-42.
5. Мигранов М. М., Мельников А. В. Большие данные в электроэнергетике. Обзор программных решений // Электроэнергия. Передача и распределение. – 2017. – № 4 (43). – С. 60-64.
6. Khomutov S. O., Serebryakov N. A. Creation of a short-term load forecasting neural network model of electrical engineering complex of section regional electric grid 6–35 kV // Transportation Systems and Technology. – 2020. – Vol. 6. – No. 1. – P. 80–91. – DOI: 10.17816/transsyst20206180-91.
7. Lyutarevich A. G. Review of methods for prediction parameters of electricity quality and electric consumption // Yugra State University Bulletin. – 2024. – Vol. 20. – No. 2. – P. 28–31. – DOI: 10.18822/byusu20240228-31.

