

ОБЗОР ПРИМЕНЕНИЯ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА И УПРАВЛЕНИЯ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ

REVIEW OF MACHINE LEARNING APPLICATIONS FOR ANALYSIS AND CONTROL OF ENERGY SYSTEMS

V. Barannik

Summary. The article explores AI and machine learning applications for energy system analysis and control, focusing on integrating these technologies into automated process control systems to enhance efficiency, stability and security. It examines key approaches including mathematical optimization models, SCADA-based load forecasting, and spectral analysis for power grid stability assessment. The study highlights explainable AI techniques to improve decision transparency and proposes an innovative SDN-RNN framework for real-time SCADA cyberattack detection. Practical implementations demonstrate how ONNX-based machine learning integration can automate processes and prevent failures. The findings show AI's potential to transform energy infrastructure management while addressing modern technological challenges.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, mathematical modeling, energy systems, SCADA, industrial control systems (ICS), ONNX, dispatching.

Баранник Владислав Андреевич

Московский автомобильно-дорожный государственный
технический университет (МАДИ)
barannikvlad@mail.ru

Аннотация. Статья исследует применение искусственного интеллекта и машинного обучения для анализа и управления энергосистемами, уделяя особое внимание их интеграции в АСУ ТП для повышения эффективности и безопасности. Рассматриваются методы оптимизации энергоустановок, прогнозирования нагрузок на основе SCADA-данных и оценки устойчивости сетей. Особый акцент сделан на объяснимом ИИ для прозрачности решений и инновационном подходе SDN-RNN для защиты SCADA от кибератак. Практические примеры демонстрируют автоматизацию процессов и предотвращение аварий через интеграцию алгоритмов в формате ONNX. Результаты подтверждают потенциал ИИ в обеспечении устойчивого развития энергетической инфраструктуры.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, математическое моделирование, энергетика, SCADA, АСУ ТП, ONNX.

В рамках развития и совершенствования АСУ ТП в энергетике, свою действующую роль начинает играть искусственный интеллект. Эта статья посвящена анализу того, как ИИ способен трансформировать управление энергетическими системами, повышая их эффективность и надежность. Использование ИИ в энергетике открывает новые возможности для прогнозирования спроса и предложения электроэнергии, а также для оптимизации работы и обслуживания энергетических установок.

Применение ИИ может значительно улучшить управление распределением энергии, особенно в условиях растущего вклада возобновляемых источников энергии, таких как солнечные и ветровые электростанции. С помощью алгоритмов машинного обучения и нейронных сетей можно более точно анализировать большие объемы данных, что способствует более эффективному реагированию на изменения в спросе и предложении энергии, а также повышает общую эффективность системы.

Современные энергетические системы требуют комплексного подхода к моделированию, сочетающе-

го методы оптимизации и машинного обучения. Одним из ключевых направлений является разработка математических моделей, способных анализировать как текущие режимы работы, так и долгосрочные сценарии развития энергообъектов. Примером такой интеграции служит модель ОРИПЭС (оптимизация развития и режимов электроэнергетической системы), которая применяется для оценки эффективности ввода новых генерирующих мощностей, модернизации сетей и формирования узловых цен на электроэнергию. В основе этой модели лежит задача линейного программирования, где двойственные оценки играют критическую роль в интерпретации результатов. Они позволяют определить «ценность» ресурсов, таких как пропускная способность линий или доступность гидроэнергетических мощностей, что напрямую влияет на принятие решений в условиях меняющегося спроса и роста доли возобновляемых источников энергии.

Математические модели, подобные ОРИПЭС, активно используются для прогнозирования нагрузки, оптимизации распределения энергии и оценки экономической

эффективности межсистемных связей. Например, двойственные переменные в таких моделях отражают предельные издержки генерации, что помогает определить замыкающие технологии в узлах энергосети. Это особенно важно при интеграции машинного обучения, где алгоритмы требуют четких входных параметров для обучения. Данные с датчиков SCADA, метеорологические показатели и исторические записи аварийных ситуаций используются для калибровки моделей, что повышает точность прогнозов и снижает риски перегрузок [1].

Математические модели, такие как ОРИПЭС, обеспечивают статическую оптимизацию, однако для анализа динамических процессов в энергосистемах требуются методы спектрального и модального анализа. В контексте развития электроэнергетических систем особое внимание уделяется методам, позволяющим не только оптимизировать их функционирование, но и обеспечивать устойчивость в условиях возрастающей сложности и нестационарности. Ранее рассмотренные подходы, основанные на двойственных оценках, акцентировались на задачах ресурсного планирования и оптимизации структурных преобразований. Однако современные вызовы, связанные с интеграцией возобновляемых источников энергии, распределенной генерацией и активным участием потребителей, требуют углубленного анализа динамических свойств систем. Это обуславливает переход к методам, ориентированным на исследование устойчивости и управление в реальном времени, среди которых ключевую роль играют спектральный и модальный подходы.

Спектральный анализ базируется на изучении собственных значений матриц, описывающих линеаризованные модели электроэнергетических систем. Эти значения, расположенные на комплексной плоскости, определяют частоты и демпфирование колебательных процессов. Условие асимптотической устойчивости системы формулируется через отрицательность действительных частей всех собственных чисел. Исторически данный метод развивался параллельно с классическими подходами теории устойчивости Ляпунова, дополняя их возможностью прямого вычисления критических мод, таких как низкочастотные межрайонные колебания или локальные резонансы. Важным аспектом является анализ чувствительности спектра к изменениям параметров сети, что позволяет выявлять слабые связи и узлы, наиболее уязвимые к нарушениям устойчивости.

Модальный анализ расширяет спектральный подход, фокусируясь на связи собственных колебаний с конкретными переменными состояния системы. Использование факторов участия, вычисляемых через правые и левые собственные векторы, обеспечивает количественную оценку вклада каждой моды в динамику отдельных генераторов или узлов. Это открывает возможности для

селективного управления, например, настройки стабилизаторов энергосистемы (PSS) или устройств FACTS, направленного на подавление критических колебаний. Метод также применяется для агрегирования когерентных групп генераторов, чье синхронное движение позволяет упрощать модели без существенной потери точности. Кластеризация на основе модальных характеристик и электрической близости элементов способствует формированию иерархических структур управления, адаптированных к неоднородности сети.

Перспективным направлением стало объединение модального анализа с энергетическими подходами Ляпунова через концепцию субграмманов. Эти компоненты спектрального разложения решений матричных уравнений Ляпунова характеризуют взаимодействие мод и позволяют оценивать резонансные эффекты, которые трудно выявить традиционными методами. Например, анализ субграмманов помогает прогнозировать развитие каскадных аварий, вызванных медленными переходными процессами, и определять временные интервалы, в течение которых система остается устойчивой. Подобные методы особенно актуальны для крупных энергообъединений, где слабодемпфированные колебания между географически удаленными районами создают риски дестабилизации.

Применение рассмотренных подходов демонстрирует их универсальность: от оперативного управления, требующего быстрого упрощения моделей, до долгосрочного планирования с учетом структурной эволюции сетей. Интеграция спектрально-модальных методов с технологиями искусственного интеллекта, такими как мультиагентные системы и ассоциативный поиск, формирует основу для интеллектуальных систем мониторинга, способных прогнозировать угрозы устойчивости в режиме реального времени. Таким образом, развитие этих методов не только углубляет понимание динамических свойств электроэнергетических систем, но и создает инструментарий для их адаптации к условиям возрастающей сложности и неопределенности [2].

В современных условиях анализа и управления энергетическими системами возрастает роль интеллектуальных технологий, способных обеспечивать не только высокую точность прогнозирования, но и прозрачность принимаемых решений. Это особенно актуально в контексте сложных энергетических инфраструктур, где ошибки в управлении могут привести к критическим последствиям. Методы искусственного интеллекта, такие как глубокие нейронные сети, уже доказали свою эффективность в задачах оптимизации энергопотребления, прогнозирования нагрузки и предотвращения аварий. Однако их применение часто ограничивается проблемой «чёрного ящика», когда внутренняя логика работы модели остаётся недоступной для интерпретации. Реше-

нием этой проблемы становятся подходы объяснимого ИИ, включая извлечение правил из нейронных сетей, которые позволяют преобразовать скрытые зависимости в понятные для человека логические конструкции.

В исследованиях по извлечению правил выделяются три основных направления: декомпозиционные, педагогические и эклектические методы. Декомпозиционные подходы, такие как алгоритм КТ или полиномиальный метод Цукимого, фокусируются на анализе внутренней структуры нейронных сетей, формируя правила на основе активации отдельных нейронов и слоёв. Это позволяет выявлять ключевые входные параметры, влияющие на выходные решения, что критически важно для анализа энергетических данных. Например, прогнозирование пиковых нагрузок может быть объяснено через правила, связывающие время суток, сезонные колебания или погодные условия с изменениями спроса. Педагогические методы, рассматривающие нейросеть как целостную систему, используют сопоставление входных и выходных данных для генерации обобщённых правил. Такие подходы, как алгоритм Трепа или STARE, создают таблицы истинности или деревья решений, имитирующие поведение сети. В энергетике это может помочь в идентификации аномалий или разработке стратегий управления на основе исторических данных. Эклектические методы объединяют оба подхода, используя как внутренние параметры сети, так и внешние выборки данных, что повышает точность и интерпретируемость моделей.

Особый интерес представляют нейронечеткие модели, сочетающие нейронные сети с нечёткой логикой. Такие гибридные системы, например ANFIS или GARIC, эффективно работают с неопределённостями, характерными для энергетических систем: колебаниями генерации возобновляемых источников, нелинейными зависимостями спроса и предложения. Они позволяют не только адаптироваться к изменяющимся условиям, но и предоставлять правила в форме, понятной экспертам. Например, модель ANFIS может описывать взаимосвязь между температурой окружающей среды, уровнем солнечной радиации и выработкой солнечных панелей через лингвистические переменные, что упрощает интеграцию таких систем в существующие системы управления.

Программа DARPA по объяснимому ИИ подчёркивает необходимость создания систем, способных не только принимать решения, но и обосновывать их. В энергетике это реализуется через причинно-следственные модели, такие как CAMEL, которые выявляют скрытые зависимости в данных. Например, анализ причин частых отключений в определённых узлах сети может быть связан с комбинацией факторов: износом оборудования, перегрузками в часы пик или внешними климатическими воздействиями. Подобные модели позволяют не толь-

ко диагностировать проблемы, но и прогнозировать их возникновение, предлагая превентивные меры.

Российские инициативы, такие как проект Нижегородского государственного университета, направлены на разработку логически прозрачных систем ИИ, что особенно важно для критических областей, включая энергетику. Использование методов извлечения правил и гибридных моделей способно снизить риски, связанные с автоматизацией управления энергосетями. Например, объяснение причин рекомендаций по перераспределению энергии между регионами или выявление уязвимостей в инфраструктуре повышает доверие операторов и упрощает внедрение инновационных решений.

Интеграция объяснимого ИИ в энергетические системы открывает перспективы для создания адаптивных, устойчивых и прозрачных систем управления. Методы извлечения правил, нейронечеткие модели и причинно-следственный анализ не только улучшают точность прогнозов, но и обеспечивают понимание логики работы алгоритмов. Это позволяет экспертам принимать обоснованные решения, минимизировать риски и оптимизировать использование ресурсов, что в конечном итоге способствует повышению надёжности и эффективности энергетических систем в условиях растущих требований к устойчивости и безопасности [3].

Повышение надёжности и безопасности энергетических систем невозможно без внедрения современных методов защиты от киберугроз, особенно в контексте SCADA-систем, которые управляют критической инфраструктурой. Эти системы, отвечающие за мониторинг и контроль промышленных процессов, всё чаще становятся мишенью для распределённых атак типа DDoS, способных парализовать работу энергетических объектов. Решение этой проблемы требует не только эффективных механизмов обнаружения угроз, но и адаптивности к изменяющимся сетевым условиям. В исследовании Полат Х., Тюркоглу М., Полат О. и Шенгрю А. предложен инновационный подход, сочетающий возможности программно-определяемых сетей (SDN) и глубоких рекуррентных нейронных сетей (RNN) для точного выявления DDoS-атак в SCADA-средах.

Авторы акцентируют внимание на ограничениях традиционных методов обнаружения, таких как сигнатурный анализ или статистические пороговые модели, которые часто не справляются с динамичным характером современных атак. В отличие от них, предложенный подход использует SDN для централизованного сбора сетевого трафика, что обеспечивает глобальную видимость и гибкость в управлении потоками данных. Это позволяет применять RNN, способные анализировать временные последовательности и выявлять аномалии в режиме реального времени. Рекуррентные архитек-

туры, в частности LSTM-сети, выбраны из-за их способности сохранять контекст и обрабатывать долгосрочные зависимости в сетевых логах, что критически важно для обнаружения сложных многоэтапных атак.

Методология исследования включает этап преобработки данных, где сырые сетевые пакеты преобразуются в структурированные временные ряды, отражающие параметры трафика: интенсивность запросов, задержки, геолокацию источников и др. На основе этих данных обучается модель RNN, которая классифицирует трафик как нормальный или аномальный. Для валидации подхода авторы использовали как синтетические данные, имитирующие различные сценарии DDoS-атак, так и реальные датасеты из промышленных SCADA-систем. Эксперименты показали, что глубокая RNN достигает точности обнаружения выше 98 %, что существенно превосходит традиционные методы, включая SVM и случайные леса.

Ключевым преимуществом предложенного решения является интеграция SDN и RNN, позволяющая не только детектировать атаки, но и автоматически перенаправлять подозрительный трафик через контроллер SDN, минимизируя время реакции. Это особенно важно для SCADA-систем, где даже кратковременные задержки могут привести к сбоям в управлении энергетическими объектами. Кроме того, модель демонстрирует устойчивость к обфускации атак, таким как изменение IP-адресов или маскировка под легитимный трафик, благодаря способности RNN выявлять сложные временные паттерны.

Практическая значимость исследования подчёркивается тестами в условиях, приближенных к реальным промышленным сетям. Авторы отмечают, что их подход может быть масштабирован для крупных энергетических инфраструктур, где критически важны низкая задержка и высокая достоверность обнаружения. Однако для внедрения требуется оптимизация вычислительных ресурсов, так как глубина RNN влияет на скорость обработки данных. В будущих работах планируется исследование квантованных нейросетей и распределённого обучения для снижения нагрузки на контроллеры SDN.

Разработанный метод открывает новые возможности для защиты SCADA-систем, сочетая преимущества программно-определяемых сетей и искусственного интеллекта. Его внедрение способно повысить устойчивость энергетической инфраструктуры к кибератакам, обеспечивая не только своевременное обнаружение угроз, но и автоматизированное принятие контрмер, что соответствует современным требованиям к безопасности критически важных объектов [4].

Внедрение ИИ в АСУ ТП также включает использование алгоритмов для диагностики и предиктивного обслуживания оборудования, что снижает риск аварий

и повышает общую надежность энергетических систем. Алгоритмы ИИ способны анализировать состояние оборудования и предсказывать потенциальные неисправности, что позволяет заранее планировать техническое обслуживание и избегать непредвиденных простоев.

Процесс интеграции начинается с тщательного анализа текущих систем АСУ ТП, чтобы определить, какие области могут быть улучшены с помощью ИИ. Это включает в себя анализ данных, процессов управления, а также инфраструктуры системы. Важным аспектом является оценка готовности существующей системы к интеграции с ИИ, включая анализ аппаратного и программного обеспечения.

Основные типы данных используемые для обучения ИИ:

- Данные о потреблении энергии: Временные ряды с данными о потреблении энергии на различных участках системы, включая пиковые и минимальные значения.
- Данные о состоянии оборудования: Сенсорные данные, такие как температура, давление и вибрация, которые могут указывать на потенциальные неисправности или необходимость в техническом обслуживании.
- Метеорологические данные: Информация о погодных условиях, которая может влиять на генерацию и потребление энергии, особенно для систем, интегрированных с возобновляемыми источниками энергии.
- Логи аварий и инцидентов: Исторические данные о прошлых сбоях и их причинах, которые могут быть использованы для обучения моделей предсказания и предотвращения аналогичных инцидентов в будущем.

Далее, разрабатываются и адаптируются специфические алгоритмы ИИ, которые могут включать машинное обучение, нейронные сети и алгоритмы прогнозирования. Эти алгоритмы нацелены на улучшение процессов принятия решений, оптимизацию работы оборудования, повышение эффективности ресурсного планирования и улучшение диагностики систем.

Для обучения системы можно использовать алгоритмы отключения:

- Алгоритмы прогнозирующего отключения: Эти алгоритмы анализируют данные о состоянии системы и прогнозируют потенциальные отказы или перегрузки, что позволяет проактивно отключать участки системы для предотвращения аварий. Они используют исторические данные и текущие показатели для выявления аномалий.
- Оптимизация ресурсного планирования: Используя алгоритмы машинного обучения для анализа

и прогнозирования потребления энергии, системы могут автоматически регулировать генерацию и распределение энергии, чтобы избежать ненужных затрат и перегрузок.

- Алгоритмы автоматического переключения нагрузки: Эти алгоритмы обеспечивают динамическое перераспределение нагрузки между различными источниками питания (например, переключение между основным и резервным источниками) для поддержания баланса и надежности сети.
- Используя алгоритмы предиктивного обслуживания, можно планировать техническое обслуживание реклоузеров и других ключевых компонентов сети на основе анализа данных о состоянии оборудования. Машинное обучение помогает определить оптимальные интервалы для проведения ремонтных работ, предотвращая непредвиденные отказы и уменьшая затраты на экстренные вмешательства.

Следующим шагом является интеграция разработанных алгоритмов в существующую инфраструктуру АСУ ТП. Это требует тесного взаимодействия между инженерами-автоматизаторами, специалистами по ИТ и экспертами по ИИ. Интеграция может потребовать модификации существующего программного обеспечения, а также, возможно, аппаратных обновлений для обеспечения необходимой вычислительной мощности и совместимости.

Внедрение ИИ также позволяет повысить уровень автоматизации диспетчерских служб. Системы могут предоставлять рекомендации операторам на основе анализа текущих данных, что повышает точность и оперативность принятия управленческих решений. Такой подход не только повышает надежность энергоснабжения, но и способствует более эффективному использованию ресурсов компании.

Особое внимание уделяется тестированию интегрированных систем. Этот этап включает в себя ряд тестов на функциональность, надежность и безопасность, чтобы убедиться, что системы АСУ ТП с ИИ работают эффективно и не представляют угрозы для производственных процессов.

Пример такой совместной интеграции есть в SCADA системе «Super SCADA» с провайдером данных ONNX, ко-

торый действует как виртуальный контроллер. Этот контроллер использует алгоритмы машинного обучения, загруженные в формате Open Neural Network Exchange (ONNX), для оптимизации и автоматизации процессов управления на энергетическом объекте.

ONNX, является открытым форматом, предназначенным для представления моделей машинного обучения. Этот формат был создан для обеспечения гибкости и совместимости моделей между различными инструментами и платформами машинного обучения [5].

Система SCADA, стоящая в основе АСУ ТП, отвечает за сбор данных с различных датчиков и устройств на предприятии. Эти данные включают информацию о работе оборудования, энергопотреблении, температуре, давлении и других критических параметрах. Интеграция с ONNX позволяет системе SCADA использовать алгоритмы машинного обучения для анализа этих данных и принятия оптимизированных управленческих решений в реальном времени.

Основная функция ONNX провайдера в этой системе заключается в выполнении загруженных моделей машинного обучения для анализа данных, полученных от SCADA. Это позволяет автоматически адаптировать управление процессами на предприятии, учитывая текущие условия и прогнозируемые изменения. Например, алгоритмы могут предсказывать потребность в энергии или необходимость технического обслуживания оборудования, позволяя предприятию действовать проактивно, а не реактивно [6].

Проект также включает разработку пользовательского интерфейса, который позволяет операторам наблюдать за процессами и принимать решения на основе рекомендаций, предоставляемых алгоритмами ИИ. Этот интерфейс интегрирован с системой SCADA и обеспечивает простоту и интуитивность управления, а также высокий уровень безопасности.

В результате внедрения ИИ через ONNX в систему АСУ ТП энергетического предприятия, достигнуты значительные улучшения в эффективности и надежности управления процессами. Снижение расходов на энергию, уменьшение времени простоев и увеличение срока службы оборудования являются лишь некоторыми из многочисленных положительных эффектов, реализуемых в потенциальном проекте.

ЛИТЕРАТУРА

1. Хамисов О.В., Подковальников С.П. Двойственные оценки в модели развития электроэнергетических систем // Автоматика и телемеханика. — 2022. — №5. — С. 43–60.
2. Воропай Н.И., Голуб И.И., Ефимов Д.Н., Исаков А.Б., Ядыкин И.Б., Спектральный и модальный методы в исследованиях устойчивости электроэнергетических систем и управления ими // Автоматика и телемеханика. — 2020. — №10. — С. 3–34.
3. Аверкин А.Н., Ярушев С.А., Обзор исследований в области разработки методов извлечения правил из искусственных нейронных сетей // Известия РАН. Теория и системы управления. 2021. — №6. — С. 106–121
4. Полат Х., Тюркоглу М., Полат О., Шенгрю А. Новый подход к точному обнаружению DDoS-атак в SCADA-системах на базе SDN на основе глубоких рекуррентных нейронных сетей. // Экспертные системы с приложениями. — 2022. — №197. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417422002160> (дата обращения 06.04.2025)
5. Сайт «ONNX». Подробное описание формата. Режим доступа: — URL: <https://onnx.ai/> (дата обращения 06.04.2025)
6. Web версия справки Super SCADA. Раздел ONNX провайдер. — URL: <https://help.mzta.com/help/1038-onnx-provajder> (дата обращения 06.04.2025)

© Баранник Владислав Андреевич (barannikvlad@mail.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»